



TESIS - SS142501

**ANALISIS SURVIVAL LAMA PERUSAHAAN
SEKTOR MANUFAKTUR TERCATAT DI BURSA
EFEK INDONESIA DENGAN PENDEKATAN
BAYESIAN *MULTIPLE PERIOD LOGIT***

TITIS MIRANTI
NRP. 1315201209

DOSEN PEMBIMBING :
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D
Dr.rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si

PROGRAM MAGISTER
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017



TESIS - SS142501

SURVIVAL ANALYSIS FOR LISTED MANUFACTURING SECTOR COMPANIES IN INDONESIA STOCK EXCHANGE USING BAYESIAN MULTIPLE PERIOD LOGIT

TITIS MIRANTI
NRP. 1315201209

SUPERVISOR :
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D
Dr.rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si

PROGRAM OF MAGISTER
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017

**ANALISIS SURVIVAL LAMA PERUSAHAAN SEKTOR MANUFAKTUR
TERCATAT DI BURSA EFEK INDONESIA DENGAN PENDEKATAN
BAYESIAN MULTIPLE PERIOD LOGIT**


Disusun untuk memenuhi syarat memperoleh gelar Magister Sains (M.Si)
di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :
TITIS MIRANTI
NRP. 1315 2012 09

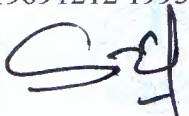
Tanggal Ujian : 18 Juli 2017
Periode Wisuda : September 2017

Disetujui Oleh :


1. Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D (Pembimbing I)
NIP. 19621015 198803 1 002


2. Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si (Pembimbing II)
NIP. 19831204 200812 1 002

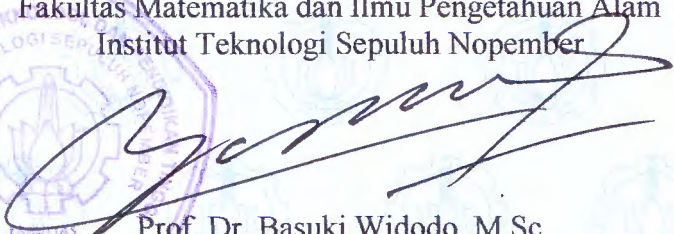

3. Dr. Kartika Fitriyari, M.Si (Penguji I)
NIP. 19691212 199303 2 002


4. Santi Wulan Purnami, M.Si, Ph.D (Penguji II)
NIP. 19720923 199803 2 001

Dekan

Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember




Prof. Dr. Basuki Widodo, M.Sc
NIP. 19650605 198903 1 002

ANALISIS SURVIVAL LAMA PERUSAHAAN SEKTOR MANUFAKTUR TERCATAT DI BURSA EFEK INDONESIA DENGAN PENDEKATAN BAYESIAN *MULTIPLE PERIOD LOGIT*

Nama Mahasiswa : Titis Miranti
NRP : 1315201209
Dosen Pembimbing : Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph. D
Dr. rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, S.Si, M.Si

ABSTRAK

Analisis survival adalah metode yang untuk mengetahui peluang *delisting* suatu perusahaan dari Bursa Efek. Pada beberapa model yang menggambarkan kondisi finansial suatu perusahaan, analisis survival dengan pendekatan statis akan mendapatkan hasil yang kurang sesuai. Hal ini dikarenakan data yang tercatat merupakan data panel yang berubah untuk setiap waktu pengamatan tertentu. Untuk melakukan analisis dengan data yang berubah setiap waktu maka dapat menggunakan model multiple period logit. Model multiple period logit ekuivalen dengan model hazard. Parameter pada model Multiple period logit ini akan diestimasi dengan menggunakan pendekatan Bayesian. Terdapat 3 distribusi prior yang digunakan yaitu distribusi improper uniform, distribusi multivariate normal dan distribusi Cauchy. Kriteria kebaikan model dapat dilihat dari nilai c-index. Agar diperoleh nilai parameter yang sesuai dengan kajian teori finansial maka diterapkan windowing data. Penelitian ini menggunakan data laporan keuangan setiap kuartal dari perusahaan sektor manufaktur di webiste Bursa Efek Indonesia dan *Indonesia Capital Market Directory* (ICMD) dari kuartal pertama tahun 1990 hingga kuartal ketiga tahun 2015. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa jika prior parameter model berdistribusi multivariate normal, maka diperoleh nilai c-index yang selalu lebih tinggi daripada distribusi prior lainnya. Hal ini berarti distribusi prior improper uniform dan distribusi Cauchy tidak berpengaruh signifikan terhadap likelihood data. Model terbaik diperoleh dari windowing data penelitian pada tahun 1996 sampai 2015 dengan tujuh variabel yang berpengaruh signifikan yaitu CR, GPM, EBITA, STA, SFA, IHSG dan BI.Rate.

Kata kunci: *Analisis Survival, Delisting, Multiple Period Logit, Pendekatan Bayesian, c-index*

(halaman ini sengaja dikosongkan)

SURVIVAL ANALYSIS FOR LISTED MANUFACTURING SECTOR COMPANIES IN INDONESIA STOCK EXCHANGE USING BAYESIAN MULTIPLE PERIOD LOGIT

Name of Student : Titis Miranti
ID : 1315201209
Supervisor : Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph. D
Dr. rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, S.Si, M.Si

ABSTRACT

Survival analysis is one of the methods to know the probability of a delisting company from Indonesia Stock Exchange (IDX). In some models that illustrate a company's financial condition, survival analysis with a static approach will result in poor results. This is because the recorded data is the panel data that changes for each time. To perform an analysis with data that changes every time it can use multiple period logit model. Multiple period logit model is equivalent to hazard model. The parameters in the Multiple period logit model will be estimated using the Bayesian approach. There are three prior distributions used: improper uniform distribution, normal multivariate distribution and Cauchy distribution. Criteria for the good of the model can be seen from the value of c-index. In order to obtain the appropriate parameters with the theoretical study in financial that should be implemented the data windowing. This study uses quarterly financial report data from manufacturing sector companies in the Indonesia Stock Exchange Directory website and Indonesia Capital Market Directory (ICMD) from the first quarter of 1990 to third quarter of 2015. The results show that if the prior parameters of the model are multivariate normal distributed so The value of c-index is always higher than the other prior distribution. This means that the improper uniform and Cauchy distributions prior do not influence the likelihood data. The best model of research windowing data in 1996 until 2015 with seven significant variable are CR, GMP, EBITA, STA, SFA, IHSG, and BI RATE.

Keywords: Survival, Delisting, Multiple Period Logit, Bayesian Approach, c-index, data windowing

(halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur peneliti panjatkan kehadirat Allah SWT sumber segala nikmat dan pengetahuan, karena atas limpahan berkah dan karunia-Nya, sehingga peneliti dapat menyelesaikan penelitian yang berjudul “**Analisis Survival Lama Perusahaan Sektor Manufaktur Tercatat Di Bursa Efek Indonesia Dengan Pendekatan Bayesian *Multiple Period Logit***”.

Dalam rentang waktu penelitian ini banyak kendala yang dihadapi, namun banyak masukan dan dukungan yang diberikan kepada peneliti. Untuk itu, tak lupa peneliti mengucapkan terima kasih yang setulus-tulusnya kepada :

1. Bapak Mirso, Ibu Siyem, Ibu Wilis Purnadewi, Bapak Miftah, Mas Afrizal dan keluarga yang telah memberikan kasih sayang yang tulus, doa, motivasi, pengorbanan dan segalanya.
2. Bapak Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D selaku pembimbing yang selalu meluangkan waktu, pikiran dalam memberikan masukan dan arahan kepada peneliti dalam menyelesaikan penelitian ini di tengah kesibukannya.
3. Bapak Dr.rer.pol. Dedy Dwi Parsty, M.Si selaku pembimbing II yang selalu memberikan masukan dan arahan kepada peneliti dalam penyempurnaan penulisan ini ditengah kesibukannya.
4. Bapak Dr. rer. pol Heri Kuswanto, M.Si. selaku Penasehat Akademik sekaligus Ketua Program Studi Magister Statistika yang telah memberikan arahan dan nasehatnya kepada peneliti dari awal perkuliahan menjadi mahasiswa magister.
5. Ibu Dr. Kartika Fithriasari, M.Si selaku penguji I yang telah memberikan masukan dan arahan kepada peneliti menyangkut penyempurnaan penelitian ini.
6. Ibu Santi Wulan Purnami, M.Si, Ph.D selaku penguji II yang juga banyak memberikan masukan dan arahan kepada peneliti menyangkut penyempurnaan penelitian ini.

7. Segenap staf dosen Jurusan Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Institut Teknologi Sepuluh Nopember yang dengan ikhlas dan tidak bosan-bosannya mencurahkan ilmunya.
8. Semua sahabat-sahabat Statistik 2015 genap, semoga selalu kompak dan menjalin silaturahmi yang berkelanjutan.
9. Sahabat-sahabat MATHGIC 2010 Universitas Jember (Agustina, Ira, Misi, Surur, Kikin, Ulum, Dimas dll).

Peneliti menyadari adanya berbagai kekurangan yang terdapat dalam penelitian ini. Karena itu, peneliti selalu membuka diri untuk menerima kritikan yang konstruktif dari berbagai pihak sebagai upaya penyempurnaan penelitian ini kedepan.

Akhir kata, semoga penelitian ini bermanfaat. Amin

Surabaya, Juli 2017

Peneliti

ANALISIS SURVIVAL LAMA PERUSAHAAN SEKTOR MANUFAKTUR TERCATAT DI BURSA EFEK INDONESIA DENGAN PENDEKATAN BAYESIAN *MULTIPLE PERIOD LOGIT*

Nama Mahasiswa : Titis Miranti
NRP : 1315201209
Dosen Pembimbing : Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph. D
Dr. rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, S.Si, M.Si

ABSTRAK

Analisis survival adalah metode yang untuk mengetahui peluang *delisting* suatu perusahaan dari Bursa Efek. Pada beberapa model yang menggambarkan kondisi finansial suatu perusahaan, analisis survival dengan pendekatan statis akan mendapatkan hasil yang kurang sesuai. Hal ini dikarenakan data yang tercatat merupakan data panel yang berubah untuk setiap waktu pengamatan tertentu. Untuk melakukan analisis dengan data yang berubah setiap waktu maka dapat menggunakan model multiple period logit. Model multiple period logit ekuivalen dengan model hazard. Parameter pada model Multiple period logit ini akan diestimasi dengan menggunakan pendekatan Bayesian. Terdapat 3 distribusi prior yang digunakan yaitu distribusi improper uniform, distribusi multivariate normal dan distribusi Cauchy. Kriteria kebaikan model dapat dilihat dari nilai c-index. Agar diperoleh nilai parameter yang sesuai dengan kajian teori finansial maka diterapkan windowing data. Penelitian ini menggunakan data laporan keuangan setiap kuartal dari perusahaan sektor manufaktur di webiste Bursa Efek Indonesia dan *Indonesia Capital Market Directory* (ICMD) dari kuartal pertama tahun 1990 hingga kuartal ketiga tahun 2015. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa jika prior parameter model berdistribusi multivariate normal, maka diperoleh nilai c-index yang selalu lebih tinggi daripada distribusi prior lainnya. Hal ini berarti distribusi prior improper uniform dan distribusi Cauchy tidak berpengaruh signifikan terhadap likelihood data. Model terbaik diperoleh dari windowing data penelitian pada tahun 1996 sampai 2015 dengan tujuh variabel yang berpengaruh signifikan yaitu CR, GPM, EBITA, STA, SFA, IHSG dan BI.Rate.

Kata kunci: *Analisis Survival, Delisting, Multiple Period Logit, Pendekatan Bayesian, c-index*

(halaman ini sengaja dikosongkan)

SURVIVAL ANALYSIS FOR LISTED MANUFACTURING SECTOR COMPANIES IN INDONESIA STOCK EXCHANGE USING BAYESIAN MULTIPLE PERIOD LOGIT

Name of Student : Titis Miranti
ID : 1315201209
Supervisor : Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph. D
Dr. rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, S.Si, M.Si

ABSTRACT

Survival analysis is one of the methods to know the probability of a delisting company from Indonesia Stock Exchange (IDX). In some models that illustrate a company's financial condition, survival analysis with a static approach will result in poor results. This is because the recorded data is the panel data that changes for each time. To perform an analysis with data that changes every time it can use multiple period logit model. Multiple period logit model is equivalent to hazard model. The parameters in the Multiple period logit model will be estimated using the Bayesian approach. There are three prior distributions used: improper uniform distribution, normal multivariate distribution and Cauchy distribution. Criteria for the good of the model can be seen from the value of c-index. In order to obtain the appropriate parameters with the theoretical study in financial that should be implemented the data windowing. This study uses quarterly financial report data from manufacturing sector companies in the Indonesia Stock Exchange Directory website and Indonesia Capital Market Directory (ICMD) from the first quarter of 1990 to third quarter of 2015. The results show that if the prior parameters of the model are multivariate normal distributed so The value of c-index is always higher than the other prior distribution. This means that the improper uniform and Cauchy distributions prior do not influence the likelihood data. The best model of research windowing data in 1996 until 2015 with seven significant variable are CR, GMP, EBITA, STA, SFA, IHSG, and BI RATE.

Keywords: Survival, Delisting, Multiple Period Logit, Bayesian Approach, c-index, data windowing

(halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	iii
ABSTRAK	v
ABSTRACT	vii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvii
 BAB 1 PENDAHULUAN	 1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah.....	5
1.3 Tujuan Penelitian.....	5
1.4 Manfaat Penelitian.....	5
1.5 Batasan Masalah Penelitian.....	6
 BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA.....	 7
2.1 Analisis Survival	7
2.2 <i>Survival Function dan Hazard Function</i>	8
2.3 Kurva Kaplan Meier	10
2.4 Regresi <i>Cox Proportional Hazard</i>	12
2.5 <i>Multiple Period Logit</i>	12
2.6 Uji Multikolinearitas	15
2.7 Metode Optimasi BFGS	16
2.8 Seleksi Model Terbaik	17
2.9 Analisis Bayesian.....	19
2.10 <i>Autocorelation Function</i>	22

2.11 Bayesian <i>Logistic Regression</i>	23
2.12 <i>Credible Interval</i>	24
2.13 Rasio Keuangan	25
2.13.1 Rasio Aktivitas	25
2.13.2 Rasio Profitabilitas	25
2.13.3 Rasio Solvabilitas	26
2.13.4 Rasio Likuiditas	26
2.13.5 Rasio <i>Market Measure</i>	26
2.14 Variabel Makro Ekonomi	26
2.14.1 IHSG	27
2.14.2 BI Rate	27
2.15 Kebangkrutan Dan <i>Delisting</i> Perusahaan dari BEI .	28
 BAB 3 METODE PENELITIAN	31
3.1 Sumber Data	31
3.2 Kerangka Konsep	31
3.3 Variabel Penelitian	34
3.4 Definisi Operasional Variabel Penelitian	35
3.5 Struktur Data Penelitian	41
3.6 Tahapan Penelitian	41
 BAB 4 ANALISIS DAN PEMBAHASAN	49
4.1 Karakteristik Rasio Keuangan Perusahaan Manufaktur Tercatat di BEI.....	49
4.1.1 Statistik Deskriptif	49
4.1.2 Statistika Deskrptif Perusahaaan <i>Relisting</i>	55
4.1.3 Kurva <i>Kaplan Meier</i>	57
4.2 Hasil Estimasi Parameter Model Bayesian Multiple Period Logit.....	59
4.2.1 Estimasi Parameter Model dengan Improper Uniform Prior	59

4.2.2 Estimasi Pamarameter Model dengan Prior Berdistribusi Multivariate Normal	63
4.2.3 Estimasi Paramete Model dengan Prior Berdistribusi Cauchy	66
4.3 Pemodelan Delisting Perusahaan Manufaktur di BEI Dengan Bayesian Multiple Period Logit.....	70
4.4 Peluang <i>Hazard</i> , <i>Survive</i> dan <i>Delisting</i> Perusahaan Manufaktur di BEI dengan Bayesian Multiple Period Logit	75
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	79
5.1 Kesimpulan	79
5.2 Saran	80
DAFTAR PUSTAKA	81
LAMPIRAN	87

(halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Nilai Missranking Berdasarkan Nilai c-index	18
Tabel 3.1 Variabel Respon Penelitian.....	34
Tabel 3.2 Variabel Prediktor Penelitian.....	34
Tabel 3.3 Struktur Data Penelitian.....	41
Tabel 4.1 Karakteristik Data Rasio Finansial Perusahaan Manufaktur Di BEI.....	49
Tabel 4.2 Deskripsi Data Perusahaan Manufaktur di BEI.....	52
Tabel 4.3 Perbandingan Rasio Finansial Perusahaan <i>Delisting</i> dan <i>Survive</i>	54
Tabel 4.4 Perusahaan Relisting Sektor Manufaktur di BEI.....	56
Tabel 4.5 Deskripsi Data Perusahaan Relisting Sektor Manufaktur Di BEI.....	56
Tabel 4.6 Nilai Estimasi Parameter dengan Data Pengamatan Tahun 1990-2015 dan Distribusi Improper Uniform Prior.....	62
Tabel 4.7 Nilai Estimasi Parameter dengan Data Pengamatan Tahun 1990-2015 dan Distribusi Multivariate Normal Prior	66
Tabel 4.8 Nilai Estimasi Parameter dengan Data Pengamatan Tahun 1990-2015 dan Distribusi Cauchy Prior	70
Tabel 4.9 Nilai C-index Untuk Setiap Tahap Windowing Data.....	71
Tabel 4.10 Nilai Estimasi Parameter dengan Data Pengamatan Tahun 1996-2015 dan Distribusi Multivariate Normal Prior	74
Tabel 4.11 Deskripsi Statistik Peluang <i>Hazard</i> , <i>Survive</i> dan <i>Delisting</i> ...	76

(halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR GAMBAR

		Halaman
Gambar 2.1	Kurva Kaplan-Meier	11
Gambar 2.2	Ilustrasi penghitungan c-index	18
Gambar 3.1	Kerangka Konsep Penelitian	33
Gambar 3.2	Ilustrasi Proses <i>Windowing</i> pada Tahap 10.....	46
Gambar 3.3	Diagram Alir Penelitian	47
Gambar 4.1	Time Series Plot IHSG.....	52
Gambar 4.2	Time Series Plot BI Rate.....	54
Gambar 4.3	Kurva Survival Kaplan Meier Seluruh Perusahaan Sektor Manufaktur Tercatat di BEI.....	57
Gambar 4.4	Kurva Survival Kaplan Meier Seluruh Perusahaan Sektor Manufaktur Tercatat di BEI Berdasarkan SubSektor	58
Gambar 4.5	<i>Trace</i> Plot dan Density Plot untuk Intercept, Variabel CR, DAR dan DER Hasil Estimasi Parameter model <i>Hazard</i> Menggunakan Distribusi Prior Improper Uniform	60
Gambar 4.6	ACF Plot untuk Intercept, Variabel CR, DAR, DER, ROA, ROE, GPM, OPM dan NPM Hasil Estimasi Parameter model <i>Hazard</i> Menggunakan Distribusi Prior Improper Uniform	61
Gambar 4.7	<i>Trace</i> Plot dan Density Plot untuk Intercept, Variabel CR, DAR dan DER Hasil Estimasi Parameter model <i>Hazard</i> Menggunakan Distribusi Prior Multivariate Normal	64
Gambar 4.8	ACF Plot untuk Intercept, Variabel CR, DAR, DER, ROA, ROE, GPM, OPM dan NPM Hasil Estimasi Parameter model <i>Hazard</i> Menggunakan Distribusi Prior Multivariate Normal	65
Gambar 4.9	<i>Trace</i> Plot dan Density Plot untuk Intercept, Variabel CR, DAR dan DER Hasil Estimasi Parameter model <i>Hazard</i> Menggunakan Distribusi Prior Cauchy.....	68

Gambar 4.10	ACF Plot untuk Intercept, Variabel CR, DAR, DER, ROA, ROE, GPM, OPM dan NPM Hasil Estimasi Parameter model <i>Hazard</i> Menggunakan Distribusi Prior Cauchy	69
Gambar 4.11	Plot C-index Pada Setiap Tahap Windowing Data	72

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1 Daftar Nama Perusahaan Survive Yang Digunakan Untuk Penelitian Pada Sektor Manufaktur Yang Tercatat di BEI..	87
Lampiran 2 Daftar Nama Perusahaan Delisting dan Relisting Yang Digunakan Untuk Penelitian Pada Sektor Manufaktur Yang Tercatat di BEI.....	90
Lampiran 3 Data Rasio Finansial Dan Indikator MAKro Ekonomi Untuk 73 Perusahaan <i>Survive</i> dan 4 Perusahaan <i>Delisting</i>	90
Lampiran 4 Data Rasio Finansial Dan Indikator Makro Ekonomi Untuk Perusahaan <i>Relisting</i>	91
Lampiran 5 Syntag R Kurva Survival Kaplan-Meier Untuk Semua Sektor	92
Lampiran 6 Syntag R Kurva Survival Kaplan-Meier Untuk Masing-Masing Sektor	92
Lampiran 7 Syntag R. Estimasi Parameter Model dengan Distribusi Improper Uniform Prior untuk data 1990-2015 (fulldata) .	93
Lampiran 8 Syntag R. Estimasi Parameter Model dengan Distribusi Normal Prior	93
Lampiran 9 Syntag R. Estimasi Parameter Model dengan Distribusi Cauchy Prior.....	94
Lampiran 10 Syntag R menghitung hazard dan survival	94
Lampiran 11 Syntag R. Menghitung Nilai C-index (data tahun 1996-2015).....	95
Lampiran 12 Trace Plot, Density Plot dan ACF Plot Pada Data Pengamatan Tahun 1990-2015 untuk Improper Unifom Prior	96
Lampiran 13 Trace Plot, Density Plot dan ACF Plot Pada Data Pengamatan Tahun 1990-2015 untuk Distribusi prior Multivariate Normal Prior	100

Halaman

Lampiran 14	Trace Plot, Density Plot dan ACF Plot Pada Data Pengamatan Tahun 1990-2015 untuk Distribusi Prior Cauchy	103
Lampiran 15	Nilai Peluang <i>Hazard</i> , <i>Survial</i> dan <i>Delisted</i> Setiap Perusahaan	107

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pasar modal di Indonesia berdiri pada tahun 1912 di Batavia dan merupakan cabang dari bursa Belanda, *Amsterdamse Effectenbusers*. Pasar Modal atau bursa efek di Indonesia dikenal dengan nama *Vereniging voor de Effecthandel*. Akan tetapi bursa efek ini tidak berjalan sesuai yang diharapkan, sehingga pemerintah menutupnya. Pada tahun 1977 Pemerintah Indonesia membuka kembali pasar modal dengan jumlah perusahaan didalamnya sebanyak 24 perusahaan. Bursa Efek di Indonesia berkembang dan mengalami kemajuan yang signifikan sejak adanya kebijakan pada tahun 1987 dan 1988. Pada tahun 1988 hingga 1990 jumlah perusahaan yang terdaftar dalam bursa efek Indonesia sebanyak 127 perusahaan. Hal tersebut disertai dengan peningkatan saham yang bermula 30 Miliar di tahun 1988 menjadi 7 Triliun pada tahun 1990. Bursa Efek Indonesia (BEI) yang merupakan penggabungan dari Bursa Efek Jakarta dan Bursa Efek Surabaya terbentuk pada 1 Desember 2007. Sampai saat ini terdapat 509 perusahaan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (IDX, 2016).

Perusahaan-perusahaan yang tercatat pada BEI terus berkembang dengan adanya investor dan juga pasar yang baik. Investor mendukung keberlangsungan perusahaan dengan adanya saham yang ditanamkan pada perusahaan tersebut. Perusahaan terbuka yang menjual sahamnya melalui BEI disebut dengan emiten. Kegiatan perdagangan saham pada bursa efek dipantau oleh pihak Otoritas Jasa Keuangan (OJK) untuk melindungi investor. OJK akan memberikan sanksi penghentian sementara perdagangan saham (*suspend*) apabila laporan keuangan perusahaan yang diaudit memperoleh laporan keuangan yang tidak wajar (*disclaimer opinion*) selama 2 tahun berturut-turut atau memperoleh kesalahan pada laporan keuangan (*adverse opinion*), perusahaan dinyatakan pailit oleh kreditur, perusahaan tidak mengungkapkan informasi yang penting dan relevan yang dapat memberikan dampak yang

signifikan terhadap harga saham dan keputusan investasi, terjadi fluktuasi harga saham yang sangat besar, serta perusahaan tidak mampu untuk melunasi kewajibannya (IDX, 2016).

Penghapusan pencatatan perusahaan (*delisting*) adalah penghapusan efek dari daftar efek yang tercatat di lantai bursa sehingga efek tersebut tidak dapat diperdagangkan kembali di bursa. *Delisting* yang dilakukan oleh pihak OJK setelah perusahaan tersebut mendapatkan sanksi berupa *suspend* saham selama jangka waktu tertentu dan tidak melakukan perbaikan disebut sebagai *delisting* paksa (*force delisting*). *Delisting* pada BEI merupakan salah satu indikator yang digunakan untuk menganalisis kebangkrutan sebuah perusahaan. Analisis rasio keuangan perusahaan perlu dilakukan untuk mengukur risiko kebangkrutan serta untuk mengetahui keadaan dan perkembangan finansial perusahaan baik hasil yang telah dicapai maupun prediksi di masa mendatang (Suwito, 2013).

Analisis survival merupakan bagian dari analisis statistik yang dapat digunakan untuk mengukur risiko *delisting* dari suatu perusahaan. Data yang diperoleh dari catatan waktu yang dicapai suatu obyek sampai terjadinya peristiwa tertentu akan dapat dianalisis dengan menggunakan analisis survival. Analisis survival terbagi menjadi dua bentuk, yaitu fungsi *survival* dan fungsi *hazard*. Fungsi survival menyatakan probabilitas objek tidak mengalami suatu *event* (*failure*) saat waktu tertentu, sedangkan fungsi hazard menyatakan laju *failure* suatu objek (Kleinbaum & Klein, 2012).

Penelitian tentang probabilitas suatu perusahaan mengalami kebangkrutan merupakan salah satu bagian penting yang harus diketahui oleh kreditur untuk memberikan pinjaman, misalnya seperti perusahaan asuransi, Bank dan perusahaan perkreditan lainnya. Probabilitas kebangkrutan perusahaan dapat dihitung dengan menggunakan analisis *credit scoring* (Haerdle dan Prastyo, 2014). Altman (1968) melakukan penelitian tentang kebangkrutan perusahaan manufaktur di Amerika dengan menggunakan analisis diskriminan. Penelitian tersebut menyatakan bahwa terdapat lima variabel yang berpengaruh signifikan untuk memprediksi kebangkrutan diantaranya *working capital/total asset*, *retained earning/total asset*, *EBIT/total asset*, *market value of equity/total*

liabilitas dan *sales/total asset*. Selanjutnya, Almilia dan Kristijadi (2003) juga melakukan penelitian tentang kebangkrutan menggunakan regresi logistik. Penelitian tersebut menunjukan variabel *net income/net sales*, *current liabilities/total asset*, *current asset/current liabilities*, *net income/asset growth* merupakan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap kebangkrutan perusahaan.

Penelitian yang dilakukan Altman (1968) serta Almilia dan Kristijadi (2003) merupakan penelitian dengan menggunakan model statis yang didasarkan pada data satu periode waktu. Penelitian tersebut bertujuan untuk meramalkan kebangkrutan perusahaan pada beberapa periode setelahnya dengan mengabaikan fakta bahwa keadaan perusahaan berubah seiring waktu. Shumway (2001) menawarkan metode *multiple period logit* yang dapat memperhitungkan perubahan - perubahan itu serta diklaim lebih konsisten daripada model statis. Shumway (2001) menunjukan bahwa model *multiple period logit* dapat memprediksi kebangkrutan dengan lebih baik daripada menggunakan analisis deskriminan yang dikembangkan oleh Altman (1968) untuk memprediksi kebangkrutan perusahaan pada data perusahaan di NYSE dan AMEX tahun 1962 hingga 1992. Cole dan Wu (2009) memberikan contoh empiris lain tentang penggunaan metode *multiple period logit* pada data kebangkrutan bank komersial di Amerika dari *website* FDIC pada tahun 1980-1992. Penelitian tersebut membandingkan *single period probit model* dengan *multiple period logit model*, hasil dari penelitian tersebut diketahui model *multiple period logit* memberikan prediksi yang lebih baik dibandingkan model statis dengan hasil ketepatan prediksi mencapai 93,12% berbanding 72,34% pada desil pertama.

Hardianto (2016) memodelkan analisis survival lama perusahaan sektor manufaktur tercatat di BEI menggunakan pendekatan *multiple period logit* dengan estimasi parameter *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Penelitian tersebut menghasilkan empat variabel yang diduga signifikan mempengaruhi *delisting* perusahaan. Variabel-variabel tersebut antara lain adalah variabel

Current Ratio (CR), variabel *Gross Profit Margin (GPM)*, variabel *SFA (Sales to Fixed Asset)* dan *BI rate*.

Statistika Bayesian adalah bagian dari analisis statistika yang pengambilan keputusannya didasarkan pada informasi terbaru dari data yang diamati dan pengetahuan sebelumnya (Wong, *et al*, 2005). Kneib dan Fahmeir (2004) membandingkan antara pendekatan maksimum likelihood dan Bayesian dalam estimasi parameter dalam model hazard dengan beberapa variasi jumlah data yang tersensor. Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa keakurasian estimasi parameter dari kedua metode tidak berbeda jauh, akan tetapi dari sisi rata-rata probabilitas cakupannya, pendekatan Bayesian menunjukkan nilai yang lebih baik dibandingkan metode maksimum Likelihood terutama untuk data tersensor yang tinggi. Keuntungan lain pendekatan Bayesian adalah inferensi dari estimasi parameter selalu mengakomodasi informasi penelitian sebelumnya dalam bentuk distribusi *prior* (Mengersen, 2009).

Iriawan (2005a) melakukan analisis data rasio keuangan menggunakan regresi logistik dengan metode estimasi Bayesian yang diaplikasikan pada emiten di Bursa Efek Surabaya (BES). Pada penelitian tersebut dapat dihasilkan peringkat emiten, indikasi pergeseran tingkat kesehatan emiten dan mengetahui kontribusi pengaruh masing-masing rasio keuangan terhadap tingkat kesehatan emiten. Metode regresi logistik tersebut juga diterapkan dalam aplikasi *spreadsheet Early Warning System EWS* emiten (Iriawan, 2005b) dengan modifikasi sebagai penyesuaian terhadap informasi yang dibutuhkan.

Penelitian yang dilakukan oleh Kneib dan Fahmeir (2004) serta Iriawan (2005a, 2005b) menunjukkan bahwa analisis statistika dengan pendekatan Bayesian mampu menghasilkan nilai estimasi parameter yang lebih baik. Hal ini memicu peneliti untuk melakukan pengembangan pada penelitian yang dilakukan oleh Hardianto (2016). Parameter model multiple period logit pada penelitian ini akan diestimasi dengan menggunakan pendekatan Bayesian. Pada penelitian ini juga dilakukan *windowing data* penelitian yaitu pengurangan data penelitian selama satu tahun untuk setiap perusahaan.

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan pada latar belakang yang telah diuraikan, maka permasalahan yang akan dibahas dalam penelitian ini yaitu mengenai karakteristik finansial perusahaan-perusahaan manufaktur yang terdaftar di BEI, bentuk model *multiple period logit* pada data perusahaan yang terdaftar di BEI dengan menggunakan pendekatan Bayesian dan faktor-faktor apasajakah yang secara signifikan mempengaruhi *delisting* perusahaan di BEI.

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memperoleh karakteristik finansial perusahaan-perusahaan manufaktur yang terdaftar di BEI.
2. Memperoleh model *multiple period logit* pada data perusahaan yang terdaftar di BEI dengan menggunakan pendekatan Bayesian sehingga dapat mengetahui faktor-faktor yang secara signifikan mempengaruhi *delisting* perusahaan di BEI.

1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat bagi beberapa pihak berikut :

1. Bagi mahasiswa mampu memahami dan mengaplikasikan model *multiple period logit* dengan menggunakan pendekatan Bayesian, pada bidang ekonomi dan keuangan khususnya pada kasus *delisting* perusahaan.
2. Bagi BEI, diharapkan BEI dapat menggunakan hasil penelitian ini sebagai alat untuk melakukan evaluasi terhadap resiko adanya kasus *delisting* perusahaan yang terdaftar di BEI.
3. Bagi peneliti selanjutnya, penelitian ini diharapkan dapat mengembangkan wawasan keilmuan dan pengetahuan pada bidang statistik khususnya untuk studi kasus analisis survival dengan pendekatan Bayesian.

1.5 Batasan Masalah Penelitian

Pada penelitian ini, ruang lingkup permasalahan dibatasi pada beberapa hal sebagai berikut.

1. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah laporan finansial perusahaan setiap kuartal, yaitu dari kuartal pertama (*Q1*) tahun 1990 hingga perusahaan *delisting* atau hingga kuartal ketiga (*Q3*) tahun 2015.
2. Sampel yang digunakan yaitu 79 perusahaan sektor manufaktur, yang terdiri dari 73 perusahaan yang *survive*, 4 perusahaan *delisting* dan 2 perusahaan *relisting*. Subsektor yang digunakan yaitu *Ceramic, Glass & Porselen, Chemical, Animal Husbandry, Plastic & Packaging, Pulp & Paper, Textile & Garment, Foot Wear* dan *Food & Beverage*.
3. Data perusahaan *relisting* tidak akan digunakan dalam analisis karena model survival yang digunakan bukan model berulang.
4. Jenis sensor yang digunakan adalah sensor kanan.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis *Survival*

Analisis *survival* atau analisis ketahanan adalah suatu metode yang berkaitan dengan waktu dari suatu objek yang dimulai dari *time origin* atau *start point* sampai terjadinya kejadian tertentu yang telah ditetapkan (*failure event* atau *end point*). Pada analisis *survival* diasumsikan hanya ada satu *event* yang menjadi fokus meskipun sebenarnya bisa saja terjadi lebih dari satu *event* dalam penelitian yang sama. *Event* dapat dianggap sebagai suatu kegagalan atau *failure* (d) sebab kejadian yang biasanya diperhatikan adalah mengenai kematian, penyakit dan musibah lain yang dapat menimpa individu. Suatu *event* dilambangkan dengan simbol d untuk mendefinisikan status *event* apakah *failure* atau tersensor. Nilai $d=1$ menunjukkan *failure* dan $d=0$ menunjukkan tersensor (Kleinbaum & Klein 2012).

Survival time (T) adalah waktu yang menjadi fokus dalam analisis *survival* yang menunjukkan waktu seorang individu “*survive*” dalam periode pengamatan tertentu. Menurut Kleinbaum & Klein (2012) dalam menentukan waktu *survival* T , terdapat 3 elemen yang harus diperhatikan, yaitu sebagai berikut:

- a. waktu awal adalah waktu dimulainya suatu penelitian,
- b. definisi *event* dari seluruh kejadian yang diamati harus jelas,
- c. skala pengukuran yang digunakan

Permasalahan utama yang harus dipertimbangkan dalam analisis *survival* adalah adanya data tersensor. *Censoring* atau data tersensor terjadi apabila peneliti tidak dapat mengetahui waktu *survival* pasti dari individu yang sedang diobservasi (Kleinbaum & Klein, 2012). Secara umum adanya data tersensor dikarenakan tiga hal, yaitu:

- a. Tidak ada *event* yang terjadi pada individu yang diobservasi hingga penelitian berakhir.
- b. Selama periode observasi individu yang diamati hilang dari pengamatan (*lost to follow up*).

- c. Individu berhenti diobservasi dikarenakan meninggal namun meninggalnya disebabkan hal lain yang tidak ada kaitannya dengan *event* yang diamati (*withdraws*).

Collet (1994) mengemukakan bahwa data tersensor dalam analisis *survival* terbagi menjadi tiga kategori yaitu data tersensor kanan, data tersensor kiri dan data tersensor interval. Berikut adalah penjelasan untuk masing-masing kategori data tersensor.

- a. Data tersensor kanan (*Right censored*) yaitu apabila observasi dari awal penelitian belum mengalami *failure event* sampai akhir penelitian.
- b. Data tersensor kiri (*Left censored*) yaitu apabila *failure event* dari pengamatan terjadi sebelum penelitian dimulai.
- c. Data tersensor interval (*Interval censored*) yaitu apabila *failure event* dari pengamatan terjadi pada interval penelitian tetapi tidak teramati.

2.2 Survival Function dan Hazard Function

Pada analisis *survival* terdapat dua kuantitas dasar yang sering digunakan yaitu *survival function* dan *hazard function*. *Survival function* dilambangkan dengan $S(t)$ dan *hazard function* dilambangkan dengan $h(t)$.

Survival function $S(t)$ didefinisikan sebagai probabilitas individu dapat bertahan lebih dari waktu tertentu. Dengan T adalah variabel acak *non-negative* yang menggambarkan waktu *survival* objek dari suatu populasi. Secara matematis *survival function* dapat dinyatakan sebagai berikut (Le, 1977):

$$S(t) = P(T > t) = 1 - P(T \leq t) \quad (2.1)$$

Jika T merupakan notasi dari waktu *survival* dan merupakan variabel random yang memiliki distribusi peluang $f(t)$ maka fungsi kepadatan peluang dapat dinyatakan sebagai persamaan (2.2) sebagai berikut:

$$f(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T < t + \Delta t)}{\Delta t} \quad (2.2)$$

Apabila T merupakan variabel random kontinyu maka fungsi *survival* adalah komplemen dari fungsi distribusi kumulatif, dimana fungsi distribusi kumulatif didefinisikan sebagai probabilitas variabel random T kurang dari atau sama

dengan waktu t yang secara matematis dinyatakan sebagai persamaan (2.3) berikut:

$$F(t) = P(T \leq t) = \int_0^t f(u)du \quad (2.3)$$

Berdasarkan penjabaran pada persamaan (2.1) dan persamaan (2.3), maka *Survival function* $S(t)$ dapat dinyatakan dalam bentuk persamaan (2.4) sebagai berikut:

$$S(t) = P(T > t) = 1 - P(T \leq t) = 1 - F(t) \quad (2.4)$$

Kuantitas dasar kedua dalam analisis survival yaitu *hazard function*. *Hazard function* didefinisikan sebagai laju kegagalan suatu individu mengalami *event* atau *rate* pada interval waktu t hingga $t + \Delta t$. Secara matematis *hazard function* dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T < t + \Delta t | T \geq t)}{\Delta t} \quad (2.5)$$

Hubungan antara *survival function* dan *hazard function* dapat menggunakan teori probabilitas bersyarat $P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$, dimana A merupakan *hazard function* dan B merupakan *survival function*. $P(A \cap B)$ adalah suatu probabilitas kejadian bersama antara A dan B . Nilai probabilitas bersyarat dari definisi fungsi *hazard* ditunjukkan pada persamaan (2.6).

$$\frac{P(t \leq T < t + \Delta t)}{P(T > t)} = \frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{S(t)} \quad (2.6)$$

dimana $F(t)$ adalah fungsi distribusi dari T , sehingga diperoleh,

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left\{ \frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{\Delta t} \right\} \frac{1}{S(t)} \quad (2.7)$$

dengan,

$$F'(t) = f(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left\{ \frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{\Delta t} \right\} \quad (2.8)$$

merupakan definisi derivatif dari $F(t)$. Sehingga hubungan antara fungsi *survival* dan fungsi *hazard* adalah sebagai berikut :

$$h(t) = \frac{f(t)}{S(t)} \quad (2.9)$$

Jika $F(t) = 1 - S(t)$ maka $f(t) = \frac{d(F(t))}{dt} = \frac{d(1-S(t))}{dt}$ sehingga nilai $h(t)$ dapat dinyatakan pada persamaan (2.10).

$$\begin{aligned}
h(t) &= \frac{\left(\frac{d(1-S(t))}{dt}\right)}{S(t)} \\
&= \frac{\left(\frac{-d(S(t))}{dt}\right)}{S(t)} \\
&= -\frac{d(S(t))}{dt} \cdot \frac{d \ln(S(t))}{dS(t)} \\
-h(t) &= \frac{d \ln(S(t))}{dt} \tag{2.10}
\end{aligned}$$

Sehingga jika kedua ruas fungsi diintegralkan akan diperoleh hubungan antara fungsi $h(t)$ dan fungsi $S(t)$ sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
\int_0^t h(u) du &= \int_0^t \frac{1}{S(u)} d(S(u)) \\
&= \ln S(u) \Big|_0^t \\
&= \ln S(t) - \ln S(0) \\
&= \ln S(t) \tag{2.11}
\end{aligned}$$

Dapat diketahui bahwa hubungan antara *hazard function* dan *survival function* dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$H(t) = -\ln S(t) \tag{2.12}$$

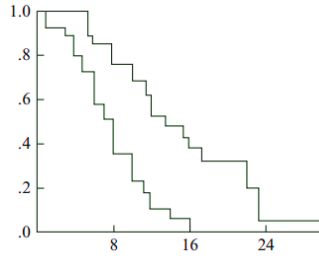
Sehingga, fungsi *survival* dapat dituliskan sebagai berikut:

$$S(t) = \exp(-H(t)), \tag{2.13}$$

dengan $H(t) = \int_0^t h(u) du$ (Kleinbaum & Klein, 2012).

2.3 Kurva Kaplan Meier dan Uji Log Rank

Kurva Kaplan Meier merupakan kurva yang menggambarkan hubungan antara estimasi fungsi *survival* pada waktu t dengan waktu *survival*. Pada kurva Kaplan Meier, sumbu vertikal menggambarkan estimasi fungsi *survival* dan pada sumbu horizontal menggambarkan waktu *survival*. Gambar 2.1 contoh dari kurva Kaplan-Meier pada kasus pemberian *placebo* dan *treatment* pada pasien Leukimia. Pada Gambar 2.1 dapat ditunjukkan bahwa kedua group pasien tersebut mempunyai peluang *survive* yang berbeda. Group *treatment* mempunyai peluang *survive* yang lebih tinggi dan waktu *survive* yang lebih panjang bila dibandingkan dengan group *placebo*.



Gambar 2.1 Kurva Kaplan-Meier
(Kleinbaum dan Klein, 2012)

Apabila probabilitas *survival* dari Kaplan Meier adalah $\hat{S}(t_{(j)})$ maka persamaan umum Kaplan-Meier adalah sebagai berikut (Kleinbaum & Klein, 2012):

$$\hat{S}(t_{(j)}) = \hat{S}(t_{(j-1)}) \times \hat{Pr}(T > t_{(j)} | T \geq t_{(j)}) \quad (2.14)$$

dimana $\hat{S}(t_{(j-1)})$ adalah probabilitas suatu objek bertahan sampai waktu ke $t_{(j-1)}$ dan $\hat{Pr}(T > t_{(j)} | T \geq t_{(j)})$ adalah probabilitas objek bertahan sampai setelah waktu ke $t_{(j)}$ dengan syarat objek mampu bertahan hidup tidak kurang dari $t_{(j)}$.

Uji Log Rank merupakan uji yang digunakan untuk membandingkan kurva *survival* dalam grup yang berbeda (Kleinbaum & Klein, 2012).

Hipotesis dari uji Log Rank untuk dua grup atau lebih adalah sebagai berikut:

$$H_0 : S(t)_1 = S(t)_2 = \dots = S(t)_G$$

(tidak ada perbedaan kurva *survival* dalam grup yang berbeda)

$$H_1 : \text{Minimal ada satu } S(t)_g \neq S(t)_h \quad ; \quad g, h = 1, 2, \dots, G$$

(paling sedikit ada satu perbedaan kurva *survival* dalam grup yang berbeda)

Statistik Uji :

$$\chi^2 \approx \sum_{g=1}^G \frac{(O_g - E_g)^2}{E_g} \quad (2.15)$$

dimana :

$$O_g - E_g = \sum_{i=1}^n (m_{gi} - e_{gi}) \quad e_{gi} = \left(\frac{n_{gi}}{\sum_{g=1}^G \sum_{i=1}^n n_{gi}} \right) \left(\sum_{g=1}^G \sum_{i=1}^n m_{gi} \right)$$

Keterangan :

O_g = nilai observasi individu pada grup ke- g

E_g = nilai ekspektasi individu pada grup ke- g

m_{gi} = jumlah individu pada grup ke- g yang mengalami *event* pada waktu t_i

n_{gi} = jumlah individu yang beresiko mengalami *event* seketika pada grup ke- g sebelum waktu t_i

e_{gi} = nilai ekspektasi pada grup ke- g pada waktu t_i

G = banyak grup dalam satu variabel

Keputusan :

H_0 ditolak jika $\chi^2_{hitung} > \chi^2_{\alpha, (G-1)}$ sehingga dapat disimpulkan bahwa minimal ada satu perbedaan kurva *survival*.

2.4 Regresi Cox Proportional hazard

Regresi Cox digunakan untuk mengetahui hubungan antara waktu hingga terjadinya *event* (*time to failure*) dan variabel independen yang dianggap mempengaruhi waktu *survival*. Regresi Cox merupakan regresi yang umum digunakan pada analisis *survival*, karena tidak memiliki asumsi mengenai sifat dan bentuk seperti asumsi pada regresi lain sehingga distribusi yang digunakan sesuai dengan distribusi variabel dependen (Ahmed, Vos dan Ho, 2007). Model dasar untuk data *survival* adalah model *proportional hazard* (Cox, 1972). Model umum *Cox Proportional hazard* ditunjukkan pada persamaan (2.16).

$$h(t, x) = h_0(t) \exp(\sum_{j=1}^K \beta_j x_j) \quad (2.16)$$

dimana $h_0(t)$ adalah baseline hazard yang bergantung terhadap t , tetapi tidak mengandung x . Kuantitas $\exp(\sum_{j=1}^K \beta_j x_j)$ hanya bergantung pada x karena variabel x tidak bergantung pada waktu (Kleinbaum & Klein, 2012).

2.5 Multiple period logit

Model *multiple period logit* dapat memprediksi kebangkrutan perusahaan dengan tingkat akurasi yang lebih baik bila dibandingkan dengan model statis (Shumway, 2011). Kebangkrutan terjadi *infrequently*, sehingga prediksi kebangkrutan membutuhkan sampel yang diamati selama beberapa tahun.

Menurut Shumway (2011) ada tiga keuntungan yang dapat diperoleh ketika menggunakan model *multiple period logit* bila dibandingkan dengan model statis dalam memprediksi kebangkrutan perusahaan. Alasan pertama, model statis tidak dapat mempertimbangkan dan mengontrol resiko kebangkrutan setiap perusahaan di setiap periode pengamatan, sedangkan model *multiple period logit* dapat mengatasi permasalahan tersebut. Jika waktu pengamatan yang dilakukan cukup panjang, maka penting untuk membedakan tahun-tahun seberapa setiap perusahaan mengalami resiko kebangkrutan. Hal ini dikarenakan setiap kebangkrutan perusahaan tidak selalu pada tahun yang sama.

Alasan kedua menggunakan model *multiple period logit* dibandingkan dengan model statis adalah model *multiple period logit* mempertimbangkan perubahan variabel bebas setiap waktu (periode). Model *multiple period logit* mengevaluasi setiap data perusahaan dari satu periode ke periode berikutnya selama masa penelitian, sehingga perubahan setiap nilai variabel bebasnya juga berubah setiap periode untuk setiap perusahaan. Sedangkan model statis hanya mempertimbangkan variabel bebas dari perusahaan pada periode tertentu saja.

Alasan ketiga, model *multiple period logit* menghasilkan peramalan yang lebih efisien dengan penggunaan data pengamatan yang lebih banyak. Jika satu perusahaan mempunyai 10 data laporan keuangan tahunan, maka model *multiple period logit* dapat menghitung resiko kebangkrutan perusahaan disetiap tahun. Kondisi demikian tidak dapat dilakukan dalam model statis.

Model *multiple period logit* didefinisikan sebagai model logit yang memiliki waktu survival pada objek pengamatan yang bersifat independen. Pada model logit terdapat variabel y yang menyatakan kejadian gagal dan sukses. Model logit tersebut memerlukan asumsi binomial yang merupakan dasar dari analisis *survival* (Efron, 1988).

Model *multiple period logit* ekuivalen dengan model hazard yang mempunyai waktu diskrit dengan fungsi hazard $F(t_i, x_i; \beta)$. Karena model *multiple period logit* merupakan estimasi dari data yang diambil dari pengamatan yang terpisah, maka fungsi *likelihood* yang terbentuk adalah sebagai berikut (Shumway, 2001):

$$L = \prod_{i=1}^n \left(F(t_i, x_i; \beta) \right)^{y_i} \prod_{j < t_i} [1 - F(j, x_i; \beta)] \quad (2.17)$$

Sebagai fungsi distribusi peluang, maka nilai F selalu berada diantara nol dan satu ($0 \leq F \leq 1$), dengan $F(0) = 0$ dan $F(\infty) = 1$. Nilai F selalu tergantung dengan t , sehingga F dapat diinterpretasikan sebagai fungsi *hazard* ($h(t_i, x_i; \beta)$) dengan fungsi sebagai berikut:

$$h(t_i, x_i; \beta) = P(T \leq t | y_i = 1), \quad (2.18)$$

dimana $y = \{1; \text{mengalami event, atau } 0; \text{lainnya}\}$, sehingga model *multiple period logit* dapat diinterpretasikan sebagai model *hazard* dan i adalah index yang menyatakan objek pengamatan. Akibatnya persamaan (2.17) dapat ditulis dalam bentuk yang lain yaitu persamaan (2.19).

$$L = \prod_{i=1}^n \left(h(t_i, x_i; \beta) \right)^{y_i} \prod_{j < t_i} [1 - h(j, x_i; \beta)] \quad (2.19)$$

Cox dan Oakes (1984) mendefinisikan *likelihood* fungsi survival sebagai berikut:

$$S(t_i, x_i; \beta) = \prod_{j < t_i} [1 - h(j, x_i; \beta)] \quad (2.20)$$

Jika fungsi survival pada persamaan (2.20) disubstitusikan ke dalam persamaan (2.19) maka didapatkan fungsi *likelihood* sebagai berikut:

$$L = \prod_{i=1}^n \left(h(t_i, x_i; \beta) \right)^{y_i} S(t_i, x_i; \beta) \quad (2.21)$$

Fungsi *likelihood* pada persamaan (2.21) sama dengan fungsi *likelihood* yang diasilkan oleh model *hazard* yang telah lebih dulu diperkenalkan oleh Cox dan Oakes pada tahun 1984. Sehingga model yang diperoleh dari metode *multiple period logit* ekuivalen untuk digunakan sebagai fungsi *hazard*.

Dalam persamaan (2.19) yang merupakan fungsi *likelihood* dari model *multiple period logit*, maka fungsi *hazard* $h(t_i, x_i; \beta)$ merupakan model logit yang mempunyai bentuk sebagai berikut (Agresti, 2002):

$$h(t_i, x_i; \beta) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_{1t} + \beta_2 x_{2t} + \dots + \beta_K x_{Kt}}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_{1t} + \beta_2 x_{2t} + \dots + \beta_K x_{Kt}}}, \quad (2.22)$$

dimana K adalah banyaknya variabel prediktor. Persamaan (2.22) adalah fungsi non linier sehingga perlu dilakukan transformasi logit untuk memperoleh fungsi linier. Bentuk transformasi logit $h(t_i, x_i; \beta)$ akan menghasilkan fungsi $g(x)$ sebagai berikut:

$$\begin{aligned} g(x) &= \text{logit} [h(t_i, x_i; \beta)] = \log \left(\frac{h(t_i, x_i; \beta)}{1 - h(t_i, x_i; \beta)} \right) \\ &= \beta_0 + \beta_1 x_{1t} + \beta_2 x_{2t} + \dots + \beta_K x_{Kt} \end{aligned} \quad (2.23)$$

Interpretasi parameter digunakan untuk memaparkan hubungan antara variabel y dan x . Pada regresi logistik interpretasi parameter terbagi menjadi *dichotomous*, *polychotomous*, dan kontinu (Hosmer & Lemeshow, 2000). Pada penelitian ini variabel prediktor bersifat kontinu sehingga interpretasi parameter hanya membahas variabel prediktor yang kontinu. Apabila bentuk logit dari suatu fungsi hazard dinyatakan sebagai fungsi $g(x)$ sebagaimana dituliskan pada persamaan (2.24) sebagai berikut:

$$g(x) = \beta_0 + \beta_1 x \quad (2.24)$$

maka persamaan (2.24) memiliki arti untuk setiap peningkatan satu satuan pada nilai x akan memberikan perubahan pada *log odds* sebesar β_1 .

2.6 Uji Multikolinearitas

Multikolinieritas adalah derajat kolinieritas yang tinggi diantara variabel independen. Model yang baik seharusnya tidak terdapat multikolinieritas. Salah satu metode untuk mendeteksi multikolinieritas adalah dengan menggunakan kriteria nilai VIF (*Variance Inflation Factor*). Jika nilai VIF lebih besar dari 10, maka hal tersebut mengindikasikan adanya multikolinieritas antar variabel independen. Nilai VIF dinyatakan sebagai berikut (Hocking, 2003):

$$VIF_j = \frac{1}{1-R_j^2} ,$$

dimana R_j^2 adalah koefisien determinasi dari model regresi dengan x_j sebagai variabel respon yang diregresikan dengan variabel independen lainnya. Misalkan pada suatu model terdapat variabel respon Y dan sejumlah K variabel prediktor yang dinyatakan dengan vektor $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_K)$ maka regresikan setiap variabel prediktor dengan variabel prediktor lainnya sehingga memperoleh bentuk regresi dari setiap variabel prediktor sebagai berikut:

$$x_j = f(\mathbf{x}_{-j}) + \varepsilon \quad (2.25)$$

Berdasarkan model regresi dari persamaan (2.25) maka dapat dihitung koefisien determinasi untuk setiap variabel prediktor ke- j (R_j^2). Nilai R_j^2 dapat dinyatakan sebagai berikut (Setiawan, 2010):

$$R_j^2 = 1 - \frac{\text{Jumlah Kuadrat Regresi}}{\text{Jumlah Kuadrat Total}} .$$

2.7 Metode Optimasi BFGS (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno)

Metode optimasi BFGS merupakan salah satu formula dalam metode Quasi-Newton. Formula ini digunakan untuk menyelesaikan masalah optimasi tanpa non linier tanpa fungsi kendala. BFGS ini menggunakan pendekatan terhadap matriks Hessian atau terhadap invers matriks Hessian (Schraudolph, *et. al*, 2007).

Berikut ini adalah algoritma optimasi BFGS dari iterasi $m=0$:

1. Inisialisasi $\gamma_0, H(\gamma_0), \varepsilon > 0$, dan $m=0$, dimana

$$\gamma_0 \text{ adalah } \gamma = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \\ \beta_3 \\ \vdots \\ \beta_{17} \end{bmatrix} \text{ pada iterasi } m = 0$$

$H(\gamma_0)$ adalah matriks aproksimasi matriks hessian yang pada $m = 0$ berupa matriks identitas (I) , ε adalah toleransi kovergen,

2. menghitung nilai

$$g(\gamma_m) = \left[\frac{\partial \ln L(\beta | y_1, y_2, \dots, y_n)}{\partial \beta^T} \right]$$

Jika $\|g(\gamma_m)\| < \varepsilon$ maka iterasi berhenti dan jika $\|g(\gamma_m)\| > \varepsilon$ maka lanjut ke langkah selanjutnya,

3. menghitung $P_m = -H^{-1}(\gamma_m)g(\gamma_m)$

P_m adalah vector arah pencarian (*search direction*) pada iterasi ke- m dan

$$H(\gamma_m) = \left[\frac{\partial^2 \ln L(\beta | y_1, y_2, \dots, y_n)}{\partial \beta^T \partial \beta} \right],$$

4. Menentukan nilai $\alpha^2 = \frac{g^T(\gamma_m)P_m}{P_m^T P_m}$ yang menentukan kondisi Wolfe yaitu

kondisi berikut:

- (i) $\ln L(\gamma_m + \alpha_m P_m) < L(\gamma_m) + c_1 \alpha_m g^T(\gamma_m) P_m$
- (ii) $g(\gamma_m + \alpha_m P_m)^T P_m \geq c_2 g^T(\gamma_m) P_m$

bila tidak terpenuhi dengan kondisi Wolfe maka menghitung α_m yang memenuhi kondisi *strong* Wolfe yaitu

$$(iii) \quad \ln L(\gamma_m + \alpha_m P_m) < L(\gamma_m) + c_1 \alpha_m g^T(\gamma_m) P_m$$

$$(iv) \quad |g(\gamma_m + \alpha_m P_m)^T P_m| \leq c_2 |g^T(\gamma_m) P_m|$$

dengan α_m adalah suatu skalar positif yang merupakan *step length*. $\ln L(\cdot)$ adalah fungsi \ln -likelihood c_1 dan c_2 yang merupakan suatu konstanta dengan syarat $0 < c_1 < c_2 < 1$,

5. menghitung $\gamma_{m+1} = \gamma_m + \alpha_m P_m$,
6. menghitung $s_m = \gamma_{m+1} - \gamma_m$,
7. menghitung $d_m = g(\gamma_{m+1}) - g(\gamma_m)$,
8. menghitung matriks $H(\gamma_{m+1})$ dengan persamaan sebagai berikut:

$$H(\gamma_{m+1}) = \left(I - \frac{s_m d_m^T}{d_m^T s_m} \right) H(\gamma_{m+1}) \left(I - \frac{d_m s_m^T}{d_m^T s_m} \right) + \frac{s_m s_m^T}{d_m^T s_m}$$

9. kembali ke langkah 2 dengan $m = m + 1$,

Dari metode optimasi ini, akan diperoleh fungsi \ln likelihood yang optimal dan penaksir parameter β (Nisa, 2016).

2.8 Seleksi Model Terbaik

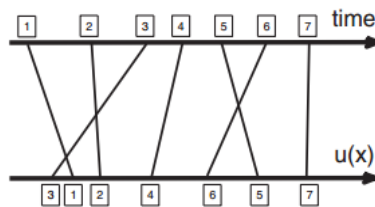
Salah satu kriteria kebaikan model adalah c-index (*concordance index*) yang pertama kali diperkenalkan oleh Frank (1984), yang menyatakan bahwa c-index merupakan proporsi dari semua pasangan *survival time* yang dapat digunakan untuk menentukan urutan *survival time* sehingga akan menghasilkan prediksi yang tepat. Nilai c-index mengukur keterurutan antara fungsi *prognostic* dan *survival time* observasi baik untuk data tersensor maupun data yang tidak tersensor atau mengukur missranking. Semakin besar nilai c-index akan memberikan performansi yang semakin baik (Mahjub *et al.*, 2016). Persamaan empiris yang menyatakan besarnya c-index pada dataset $\mathcal{D} = \{(x_i, t_i, \delta_i)\}_{i=1}^n$ adalah sebagai berikut (Van Belle *et al.*, 2008).

$$c_{i,j>i}(\mathbf{H}) = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{i<j}^n v_{ij} I(((1-H(\mathbf{x}_j)) - (1-H(\mathbf{x}_i)))(t_j - t_i) > 0)}{\sum_{i=1}^n \sum_{i<j}^n v_{ij}} \quad (2.26)$$

dimana I adalah fungsi indikator yang didefinisikan sebagai berikut

$$I = \begin{cases} 1; & (((1 - H(x_j)) - (1 - H(x_i)))(t_j - t_i)) > 0 \\ 0; & \text{lainnya} \end{cases}$$

dengan v_{ij} adalah indikator pembanding, $H(x)$ adalah peluang komulatif hazard, dan t adalah *survival time*. Keterurutan yang baik diperoleh dengan menyelesaikan kendala, dan pelanggaran yang disebabkan oleh misranking antara pasangan observasi (Van Belle *et al.*, 2010a). Van Belle *et al.* (2011) mengilustrasikan cara menghitung c-index dengan pendekatan ranking. Misalkan $u(x)$ adalah nilai prognostic index pada penyakit kanker dan t adalah survival time maka yang dilakukan terlebih dahulu adalah menentukan proporsi antara pasangan objek yang tidak misranking dengan semua pasangan objek yang mungkin. Penghitungan c-index dapat diilustrasikan dalam gambar berikut:



Gambar 2.2 Ilustrasi penghitungan c-index
(Van Belle *et al.*, 2011)

Berdasarkan Gambar 2.2 dapat dibuat tabel pengamatan yang misranking dan yang tidak misranking sebagai berikut

concordance	rank						ALL
	1	2	3	4	5	6	
2	1						1
3	0	0					0
4	1	1	1				3
5	1	1	1	1			4
6	1	1	1	1	0		4
7	1	1	1	1	1	1	6
ALL	5	4	4	3	1	1	c-index 18/21

Tabel 2.1 Nilai Misranking Berdasarkan Nilai c-index (Van Belle *et al.*, 2011)

Berdasarkan Tabel 2.1 nilai 1 adalah indikator untuk pasangan objek yang tidak missranking dan nilai 0 adalah indikator untuk pasangan objek yang missranking (salah urutan). Misal pasangan objek 1 dan 2 berdasarkan *survival time* $t_1 < t_2$, dan berdasarkan prognostic index ($u(x)$) yaitu $u(x_1) < u(x_2)$ sehingga antara *survival time* dan prognostic index sesuai (bernilai 1). Sedangkan pada pasangan objek 1 dan 3 berdasarkan *survival time* $t_1 < t_3$ tetapi berdasarkan prognostic index $u(x_1) > u(x_3)$ sehingga terjadi missranking pada prognostic index (bernilai 0). Banyaknya pasangan yang mungkin ditentukan dengan kombinasi. Pada contoh di atas ada 7 objek sehingga dengan menggunakan kombinasi diperoleh 21 kemungkinan pasangan. Dari ringkasan tabel diketahui bahwa ada 18 objek yang tidak missranking sehingga nilai c-index yang diperoleh adalah sebesar $18/21 \approx 85,71\%$.

2.9 Analisis Bayesian

Dalam teori estimasi, dikenal dua pendekatan yaitu pendekatan statistika klasik dan pendekatan statistika Bayesian. Dalam statistika klasik pengambilan keputusannya didasarkan hanya pada data sampel yang diambil dari populasi. Sedangkan statistika Bayesian, pengambilan keputusannya didasarkan pada informasi dari data yang diamati dan pengetahuan (informasi) sebelumnya (Wong, *et al*, 2005). Tahapan analisis Bayesian dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Merancang model probabilitas data pengamatan,
2. menentukan distribusi prior,
3. melakukan pengamatan terhadap data dan membangun fungsi likelihood berdasarkan pada Tahap 1. Likelihood akan dikombinasikan dengan distribusi prior untuk menentukan distribusi posterior,
4. menghitung nilai parameter model berdasarkan dengan distribusi posterior.

Tahapan pertama dalam melakukan analisis Bayesian adalah menentukan probabilitas model. Jika terdapat n pengamatan yaitu y_1, y_2, \dots, y_n dan vektor parameter yang dinotasikan dengan β dimana antara pengamatan yang satu dengan pengamatan yang lain diasumsikan saling bebas maka dapat dituliskan fungsi probabilitas data adalah $(y_i|\beta)$. Jika dalam pengamatan tersebut terdapat

suatu kovariate x_i maka fungsi probabilitas dari data dapat dituliskan sebagai berikut $p(y_i|x_i, \boldsymbol{\beta})$.

Tahap kedua dalam analisis Bayesian adalah menentukan distribusi prior parameter $p(\boldsymbol{\beta})$ yaitu distribusi probabilitas yang menggambarkan ketidaktentuan dari parameter sebelum data diperiksa. Penentuan distribusi prior bergantung pada studi kasus dan keyakinan peneliti. Hal ini menimbulkan *legitimacy* dan *desirability* penggunaan prior sering diperdebatkan. Box dan Tiano (1973) menyebutkan ada beberapa jenis distribusi *prior*, yaitu sebagai berikut :

1. *Conjugate* dan *non conjugate prior*, merupakan *prior* dengan pola yang bergantung pada pola *likelihood* data,
2. *Proper* dan *improper prior*, merupakan *prior* yang bergantung pada pemberian pembobotan/densitas disetiap titik, apakah terdistribusi secara uniform atau tidak,
3. *Informative* dan *non informative prior*, merupakan *prior* yang terkait diketahui atau tidaknya pola/frekuensi distribusi data,
4. *Pseudo prior*, merupakan *prior* yang terkait pembeian nilainya yang disetarakan dengan hasil elaborasi metode frekuentis.

Pada analisis Bayesian, proses estimasi parameter didasarkan pada distribusi posterior parameter. Jika diasumsikan data y_1, y_2, \dots, y_n saling bebas, maka *likelihood* data dinyatakan sebagai berikut :

$$L(y|\boldsymbol{\beta}) = p(y_1, y_2, \dots, y_n|\boldsymbol{\beta}) = \prod_{i=1}^n p(y_i|\boldsymbol{\beta})$$

Distribusi posterior $p(\boldsymbol{\beta}|y)$ diperoleh dengan menggunakan terorma Bayes sebagai berikut :

$$p(\boldsymbol{\beta}|y) = \frac{p(\boldsymbol{\beta}) L(y|\boldsymbol{\beta})}{\int p(\boldsymbol{\beta}) p(y|\boldsymbol{\beta}) d\boldsymbol{\beta}} = \frac{p(\boldsymbol{\beta}) L(y|\boldsymbol{\beta})}{p(y)}$$

dengan $p(y)$ merupakan konstanta densitas karena tidak memuat parameter. Akibatnya, distribusi posterior proporsional dengan *likelihood* data dikalikan dengan distribusi prior sebagai berikut:

$$p(\boldsymbol{\beta}|y) \propto p(\boldsymbol{\beta}) L(y|\boldsymbol{\beta})$$

Perhitungan posterior sangat rumit sehingga diselesaikan dengan metode MCMC. Misalkan variabel random $\boldsymbol{\beta}$ merupakan kumpulan dari parameter β dan tergabung dalam suatu distribusi gabungan $p(\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_K, x, y)$ dengan distribusi bersyarat;

$$\begin{aligned} & p(\beta_0 | \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_K, x, y) \\ & p(\beta_1 | \beta_0, \beta_2, \dots, \beta_K, x, y) \\ & p(\beta_2 | \beta_0, \beta_1, \beta_3, \dots, \beta_K, x, y) \\ & \vdots \\ & p(\beta_K | \beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{K-1}, x, y) \end{aligned}$$

Jika ingin mendapatkan karakteristik dari distribusi marginal $p(\beta_0)$, dilakukan proses integral rangkap sebanyak variabel random yang tersisa dalam distribusi gabungannya yaitu:

$$p(\beta_0) = \int \int \int f(\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_K, x, y) d\beta_0 d\beta_1 d\beta_2 \dots d\beta_K dx dy$$

Setelah diperoleh marginal dari $p(\beta_0)$ analisis karakteristik yang diinginkan akan diperoleh. Karena pengintegralan sangat sulit dilakukan, maka perhitungan dilakukan dengan simulasi MCMC algoritma Gibbs sampler dengan memperhatikan bentuk *full conditional posterior*. Distribusi *full conditional posterior* proporsional distribusi posterior gabungan seluruh parameter dengan asumsi bahwa nilai parameter yang tidak diestimasi adalah konstan sehingga parameter-parameter tersebut tidak disertakan dalam komponen. Apabila $\boldsymbol{\beta} = (\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_K)$ maka bentuk *full conditional posterior* untuk β_q dinyatakan pada persamaan (2.27) sebagai berikut:

$$p(\beta_q | x, y, \boldsymbol{\beta}_{\setminus q}) \propto L(y | \beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_K) p(\beta_q) \quad (2.27)$$

Pada persamaan (2.27) dijelaskan bahwa bentuk *full conditional posterior* untuk β_q bersyarat x, y dan parameter $\boldsymbol{\beta}_{\setminus q}$ (vektor $\boldsymbol{\beta}$ yang tidak memuat β_q) proporsional dengan likelihood data dikalikan prior untuk parameter β_q . Tahapan untuk membangkitkan data-data setiap variabel random dalam fungsi densitas bersama dengan Gibbs sampler adalah sebagai berikut:

Tahap 1. Membangkitkan $\beta_{01}, \beta_{02}, \dots, \beta_{0n}$ dari bentuk distribusi *full conditional posterior* $f(\beta_0, |x, y, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_K)$

Tahap 2. Membangkitkan $\beta_{11}, \beta_{12}, \dots, \beta_{1n}$ dari bentuk distribusi *full conditional* posterior $f(\beta_1, \mathbf{x}, \mathbf{y}, \beta_0, \beta_2, \dots, \beta_K)$

:

Tahap K+1. Membangkitkan $\beta_{K1}, \beta_{K2}, \dots, \beta_{Kn}$ dari bentuk distribusi *full conditional* posterior $f(\beta_K, \mathbf{x}, \mathbf{y}, \beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{K-1})$

Dengan memaksimalkan densitas bentuk *full conditional posterior* maka estimasi $\boldsymbol{\beta} = (\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_K)$ akan diperoleh, x dan y merupakan data observasi awal yang dimiliki. Komposisi $\boldsymbol{\beta}$ pada iterasi pertama akan menjadi nilai awal pada iterasi kedua demikian seterusnya hingga iterasi ke- n . Algoritma tersebut diulang-ulang hingga iterasi ke- n mencapai titik konvergen.

2.10 Autocorrelation Function

Autokorelasi pada konsep regresi berarti komponen *error* yang berkorelasi berdasarkan urutan waktu (pada data berkala) atau urutan ruang (pada data *cross section*). Beberapa analisis regresi mengasumsikan bahwa autokorelasi tidak terjadi, dimana kovarians ε_i dengan ε_j sama dengan nol. Artinya, komponen error ε_i yang berkaitan dengan data pengamatan ke- i tidak dipengaruhi oleh ε_j yang berhubungan dengan data pengamatan ke- j . Dengan kata lain, analisis regresi tersebut mensyaratkan bahwa pengamatan yang satu (y_i) dengan pengamatan yang lain (y_j) saling bebas.

Pada status ekonomi, kasus autokorelasi akan sering terjadi karena pada umumnya model pada kasus ekonomi menggunakan data berkala dengan ketergantungan yang ada dalam pengamatan pada waktu tertentu akan dipengaruhi oleh pengamatan saat ini dan pengamatan saat ini dipengaruhi oleh pengamatan selanjutnya.

Salah satu metode untuk mengetahui adanya efek autokorelasi yaitu dengan menggunakan *Autocorrelation function* (ACF). ACF dapat mengukur keeratan korelasi linier antara pengamatan ke- t (y_t) dengan pengamatan ke- $(t+l)$ (y_{t+l}) pada data yang dipisahkan oleh waktu sebesar l . Nilai ACF didapatkan dengan menggunakan persamaan berikut: (Wei, 2006).

$$\rho_l = \frac{\text{Cov}(y_t, y_{t+l})}{\sqrt{\text{Var}(y_t)} \sqrt{\text{Var}(y_{t+l})}} = \frac{\gamma_l}{\gamma_0}$$

Dalam hal ini ρ_l adalah *autocorrelation function* pada lag ke- l dan mempunyai beberapa sifat sebagai berikut :

1. $\gamma_0 = \text{Var}(y_t); \quad \rho_0 = 1$
2. $|\gamma_l| \leq \gamma_0; \quad |\rho_l| \leq 1.$

2.11 Bayesian Logistic Regression

Regresi Logistik adalah bagian dari model linier dengan distribusi binomial dan fungsi link logit atau probit. Regresi Logistik merupakan model statistik yang berasal dari observasi biner (seperti sukses = 1 atau gagal = 0) atau respon dengan l -kategori (Polson, *et al*, 2016).

Pendekatan alternatif untuk memperoleh koefisien regresi logistik yang stabil adalah dengan menggunakan inferensi Bayesian. Pada pendekatan Bayesian diperlukan adanya distribusi *prior* dari parameter model yang akan diestimasi. Distribusi *prior* yang diusulkan adalah distribusi- t . Hal ini dikarenakan pada beberapa kasus distribusi- t tidak memberikan pengaruh yang cukup besar, sehingga *Likelihood* dari data yang lebih mendominasi hasil estimasi parameter (Gelman dan Jakulin, 2007).

Gelman, *et al* (2008) melakukan studi kasus untuk mendapatkan *default* distribusi *prior* untuk regresi logistik dan beberapa regresi lainnya. Penelitian tersebut menyarankan untuk menggunakan distribusi Cauchy sebagai distribusi *prior* pada seluruh parameter pada regresi logistik. Distribusi Cauchy yang digunakan berpusat di 0 dan dengan parameter skala 2,5 untuk semua parameter.

Fungsi MCMC pada package MCMCpack yang terdapat pada R-Software dapat digunakan untuk mengestimasi parameter regresi logistik dengan pendekatan Bayesian. Apabila diketahui

$$y_i \sim \text{Bernoulli}(\pi_i)$$

dengan fungsi link

$$\pi_i = \frac{\exp(x_i' \beta)}{1 + \exp(x_i' \beta)}$$

dan distribusi *prior* yang menjadi *default* pada package tersebut adalah multivariat normal dengan parameter sebagai berikut

$$\beta \sim \mathcal{N}(b_0, B_0^{-1})$$

dimana b_0 adalah vektor rata-rata untuk semua parameter β dan B_0^{-1} adalah matriks varians – kovarians dari parameter β . Distribusi *posterior* diperoleh dari perkalian *likelihood* dengan distribusi *prior*. Jika distribusi *posterior* menghasilkan distribusi yang jelas (*close form*) maka algoritma yang digunakan adalah algoritma MCMC. Namun jika sebaliknya, maka algoritma yang digunakan adalah algoritma *Metropolis Hastings* (MH). Algoritma MH akan menghasilkan distribusi dengan nilai mean β dan matriks varian-kovarians $V = T(B_0 + C^{-1})^{-1}T$. T adalah diagonal matriks definit positif, B_0 adalah invers dari matriks varians-kovarian parameter β dan C adalah matriks varian-kovarian dari sampel. Jika *prior* yang digunakan telah didefinisikan terlebih dahulu, maka akan menghasilkan distribusi dengan mean β dan varian-kovarians $V = TCT$ (Martin, *et al*, 2017).

2.12 *Credible interval*

Perbedaan yang mendasar dalam inferensia statistik dengan pendekatan klasik dan pendekatan Bayesian adalah dalam pembentukan selang kepercayaan. Dalam pendekatan klasik selang kepercayaan dikenal dengan *confidence interval* yang dibentuk berdasarkan sebaran estimasi parameter. Sedangkan dalam pendekatan Bayesian selang kepercayaan dibentuk dengan pendekatan highest posterior density (HPD) yang dikenal dengan Bayesian Confidence Interval atau *credible interval* (Box & Tiao, 1973).

Pembentukan *credible interval* dilakukan dengan menggunakan lokasi modus sebagai acuan pusat data. Dengan demikian *credible interval* dapat digunakan untuk pembuatan selang kepercayaan dari pola data yang tidak simetris (Gelman, *et al.*, 2014). Definisi yang diuraikan oleh Koop (2003) dimisalkan Y adalah variabel random dengan PDF $f(y|\beta)$ dan β adalah parameter yang akan diestimasi, maka $100(1 - \alpha)\%$ *credible interval* untuk θ adalah sebagai berikut

$$P(\theta \in [a, b] | y) = \int_a^b f(\theta | y) d\theta = 1 - \alpha, \quad 0 \leq \alpha \leq 1$$

Persamaan (2.27) menunjukkan bahwa θ adalah variabel random dengan selang yang *fixed*. *Credible interval* tersebut tidak tunggal sehingga akan ada beberapa kemungkinan selang interval $[a, b]$ yang memuat $100(1 - \alpha)\%$ distribusi posterior. *Credible interval* yang tunggal akan diperoleh apabila batas bawah (a) adalah quantil ke- $\left(\frac{\alpha}{2}\right)$ dan batas atas (b) adalah quantil ke- $\left(1 - \frac{\alpha}{2}\right)$ (King, *et al.*, 2010).

2.13 Rasio Keuangan

Suatu perusahaan selalu mempunyai alat yang digunakan untuk menganalisis keuangan perusahaan yang berfungsi untuk menilai kinerja suatu perusahaan berdasarkan perbandingan data keuangan yang terdapat pada laporan keuangan yang disebut sebagai rasio keuangan perusahaan (Akhmad, 2012). Rasio keuangan akan membimbing investor dan kreditor untuk membuat keputusan atau pertimbangan tentang pencapaian perusahaan dan prospek pada masa datang. Rasio keuangan juga dapat digunakan untuk menilai risiko dan peluang yang dapat dicapai oleh perusahaan. Analisis rasio diklasifikasikan dalam beberapa jenis analisis yaitu sebagai berikut :

2.13.1 Rasio Aktivitas

Rasio aktivitas (*activity ratio*) digunakan untuk mengukur seberapa efektif perusahaan memanfaatkan semua sumber daya yaitu berupa asset. Rasio aktivitas melibatkan perbandingan antara tingkat penjualan dan investasi pada berbagai jenis aktiva yaitu persediaan, piutang, aktiva tetap, dan aktiva lain (Sawir, 2000). Rasio aktivitas diklasifikasikan menjadi 2 kelompok yaitu aktivitas jangka pendek (*short-term activity*) dan aktivitas jangka panjang (*long-term activity*).

2.13.2 Rasio Profitabilitas

Profitabilitas merupakan hasil akhir bersih dari berbagai kebijakan dan keputusan manajemen perusahaan, sehingga dapat memberi gambaran

tentang tingkat efektivitas pengelolaan perusahaan (Sawir, 2000). Perhitungan profitabilitas dibagi menjadi tiga kelompok yaitu *Return On Sales* (ROS), *Return On Investment* (ROI) dan *Return On Equity* (ROE).

2.13.3 Rasio Solvabilitas

Rasio solvabilitas merupakan rasio yang mengukur kemampuan perusahaan dalam memenuhi kewajiban jangka panjangnya. Dari sudut pandang pemegang saham, rasio solvabilitas yang tinggi akan mengakibatkan pembayaran bunga yang tinggi yang pada akhirnya akan mengurangi pembayaran dividen (Prihadi, 2010).

2.13.4 Rasio Likuiditas

Rasio likuiditas merupakan rasio yang mengukur kemampuan perusahaan untuk memenuhi kewajiban keuangan jangka pendek yang harus segera dipenuhi, atau kemampuan perusahaan untuk memenuhi kewajiban keuangan pada saat jatuh tempo (Prihadi, 2010). Variabel penelitian yang termasuk pada rasio likuiditas adalah *Current Ratio* dan *Working Capital to Total Asset*.

2.13.5 Rasio Market Measure

Analisis pasar yang digunakan berdasarkan indikator-indikator yang berhubungan dengan indikator harga saham (Prihadi, 2010).

2.14 Variabel Makro Ekonomi

Kondisi makro ekonomi secara keseluruhan akan mempengaruhi kegiatan ekonomi masyarakat, pengusaha, investor, dan kinerja perusahaan. Perubahan kinerja perusahaan bisa memengaruhi aliran kas yang akan diperoleh di masa mendatang yang dipengaruhi kondisi makro ekonomi. Dengan demikian, jika ingin mengestimasi aliran kas dari suatu perusahaan perusahaan perlu mempertimbangkan berbagai analisa termasuk makro ekonomi (Halim, 2013:108).

Dalam berinvestasi, seorang investor membutuhkan informasi tentang kondisi keuangan perusahaan dan juga kondisi ekonomi negara. Hal ini akan

dapat membantu investor untuk meminimalkan risiko kerugian dalam berinvestasi. Pada penelitian ini, variabel makro ekonomi yang digunakan adalah Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dan *BI Rate*.

2.14.1 IHSG

Perhitungan IHSG digunakan oleh semua perusahaan tercatat sebagai komponen perhitungan Indeks, untuk menggambarkan keadaan pasar yang wajar. BEI berwenang mengeluarkan dan atau tidak memasukkan satu atau beberapa perusahaan tercatat dari perhitungan IHSG. Dasar pertimbangannya antara lain, jika jumlah saham perusahaan tercatat tersebut yang dimiliki oleh publik (*free float*) relatif kecil sementara kapitalisasi pasarnya cukup besar, sehingga perubahan harga saham perusahaan tercatat tersebut berpotensi mempengaruhi kewajaran pergerakan IHSG. BEI tidak bertanggung jawab atas produk yang diterbitkan oleh pengguna yang mempergunakan IHSG sebagai acuan (*bench-mark*). Bursa Efek Indonesia juga tidak bertanggung jawab dalam bentuk apapun atas keputusan investasi yang dilakukan oleh siapa-pun pihak yang menggunakan IHSG sebagai acuan (*benchmark*) (IDX, 2016).

2.14.2 BI Rate

BI Rate adalah suku bunga kebijakan yang mencerminkan sikap atau *stance* kebijakan moneter yang ditetapkan oleh Bank Indonesia dan diumumkan kepada publik. *BI Rate* diumumkan oleh Dewan Gubernur Bank Indonesia setiap Rapat Dewan Gubernur bulanan dan diimplementasikan pada operasi moneter yang dilakukan Bank Indonesia melalui pengelolaan likuiditas (*liquidity management*) di pasar uang untuk mencapai sasaran operasional kebijakan moneter. Sasaran operasional kebijakan moneter dicerminkan pada perkembangan suku bunga Pasar Uang Antar Bank *Overnight* (PUAB O/N). Pergerakan di suku bunga PUAB ini diharapkan akan diikuti oleh perkembangan di suku bunga deposito, dan pada gilirannya suku bunga kredit perbankan. Dengan mempertimbangkan pula faktor-faktor lain dalam perekonomian, Bank Indonesia pada umumnya akan menaikkan *BI Rate* apabila inflasi ke depan diperkirakan melampaui sasaran yang telah ditetapkan,

sebaliknya Bank Indonesia akan menurunkan BI *Rate* apabila inflasi ke depan diperkirakan berada di bawah sasaran yang telah ditetapkan (Bank Indonesia, 2016).

2.15 Kebangkrutan dan *Delisting* Perusahaan dari BEI

Pada umumnya perusahaan yang *go public* memanfaatkan keberadaan pasar modal sebagai sarana untuk mendapatkan sumber dana atau alternatif pembiayaan. Adanya pasar modal dapat dijadikan sebagai alat untuk merefleksikan kinerja dan kondisi keuangan perusahaan. Pasar akan merespon positif melalui peningkatan harga saham perusahaan jika kondisi keuangan dan kinerja perusahaan bagus. Para investor dan kreditur sebelum menanamkan dananya pada suatu perusahaan akan selalu melihat terlebih dahulu kondisi keuangan perusahaan tersebut (Atmini, 2005).

Kondisi perekonomian di Indonesia yang masih belum menentu mengakibatkan tingginya risiko suatu perusahaan untuk mengalami kesulitan keuangan atau bahkan kebangkrutan. Kesalahan prediksi terhadap kelangsungan operasi suatu perusahaan di masa yang akan datang dapat berakibat fatal yaitu kehilangan pen-dapatan atau investasi yang telah ditanamkan pada suatu perusahaan (Zu'amah, 2005).

Kebangkrutan (*bankruptcy*) biasanya diartikan sebagai kegagalan perusahaan dalam menjalankan operasi perusahaan untuk menghasilkan laba. Indikator perusahaan bangkrut di pasar modal adalah perusahaan delisted. Perusahaan yang delisted dari Bursa Efek Indonesia (BEI) artinya perusahaan tersebut dihapuskan atau dikeluarkan dari daftar perusahaan yang sahamnya diperdagangkan di BEI. Setelah sebuah perusahaan dikeluarkan dari bursa, maka semua kewajiban yang semula melekat akan ikut terhapus, termasuk kewajiban untuk menerbitkan Laporan Keuangan

Penghapusan pencataan perusahaan oleh BEI diatur dalam Keputusan Direksi PT. Bursa Efek Jakarta yaitu Kep-308/BEJ/07-2014. Keputusan tersebut tertulis dalam Peraturan Nomor 1-1 Tentang Penghapusan Pencatatan (*Delisting*) dan Pencatatan Kembali (*Relisting*) Saham di Bursa. *Delisting* atas suatu saham dari daftar efek dari bursa dapat terjadi karena permohonan yang diajukan oleh

perusahaan tercatat yang bersangkutan (*voluntary delisting*) atau dari kebijakan paksa yang dikeluarkan oleh pihak Bursa (*force delisting*). Adapun persyaratan delisting saham oleh perusahaan yaitu sebagai berikut :

- a. Mengalami kondisi yang berpengaruh negatif terhadap kelangsungan usaha perusahaan tercatat , baik secara finansial atau secara hukum sebagai perusahaan terbuka. Dalam kondisi tersebut perusahaan tidak dapat menunjukkan indikasi pemulihan yang memadai.
- b. Saham perusahaan tercatat akibat suspensi di pasar regular dan paar tunai hanya diperdagangkan di pasar negosiasi sekurang-kurangnya selama 24 bulan terakhir.

(halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 3

METODE PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data sekunder dari tugas akhir yang telah dilakukan oleh Rucy (2016) dan Hardianto (2016). Menurut Rucy (2016) dan Hardianto (2016) data penelitian ini merupakan laporan keuangan perusahaan setiap kuartal di webiste Bursa Efek Indonesia dan *Indonesia Capital Market Directory* (ICMD) dari kuartal pertama (K_1) tahun 1990 hingga kuartal ketiga (K_3) tahun 2015. Data ini merupakan data laporan finansial perusahaan sehingga dilakukan perhitungan terlebih dahulu agar diperoleh data rasio finansial yang digunakan sebagai variabel prediktor. Pada sektor manufaktur dipilih delapan subsektor yang akan diamati yaitu, makanan dan minuman, pakan ternak, keramik kaca dan porselen, kimia, alas kaki, plastik dan kemasan, pulp dan kertas, serta tekstil dan garmen. Data yang diperoleh merupakan data lengkap yang sudah melalui tahap *pre-processing*. Kasus *missing value* dan *outlier* yang terdapat pada data juga telah diselesaikan oleh peneliti sebelumnya.

Jumlah perusahaan yang digunakan sebanyak 79 perusahaan tercatat yang terdiri dari 73 perusahaan yang *survive*, 4 perusahaan yang *delisting* dan 2 perusahaan yang *relisting*. Berdasarkan data tersebut, 2 perusahaan *relisting* yang tidak diikuti dalam permodelan namun hanya dilakukan analisis statistika deskriptif.

3.2 Kerangka Konsep

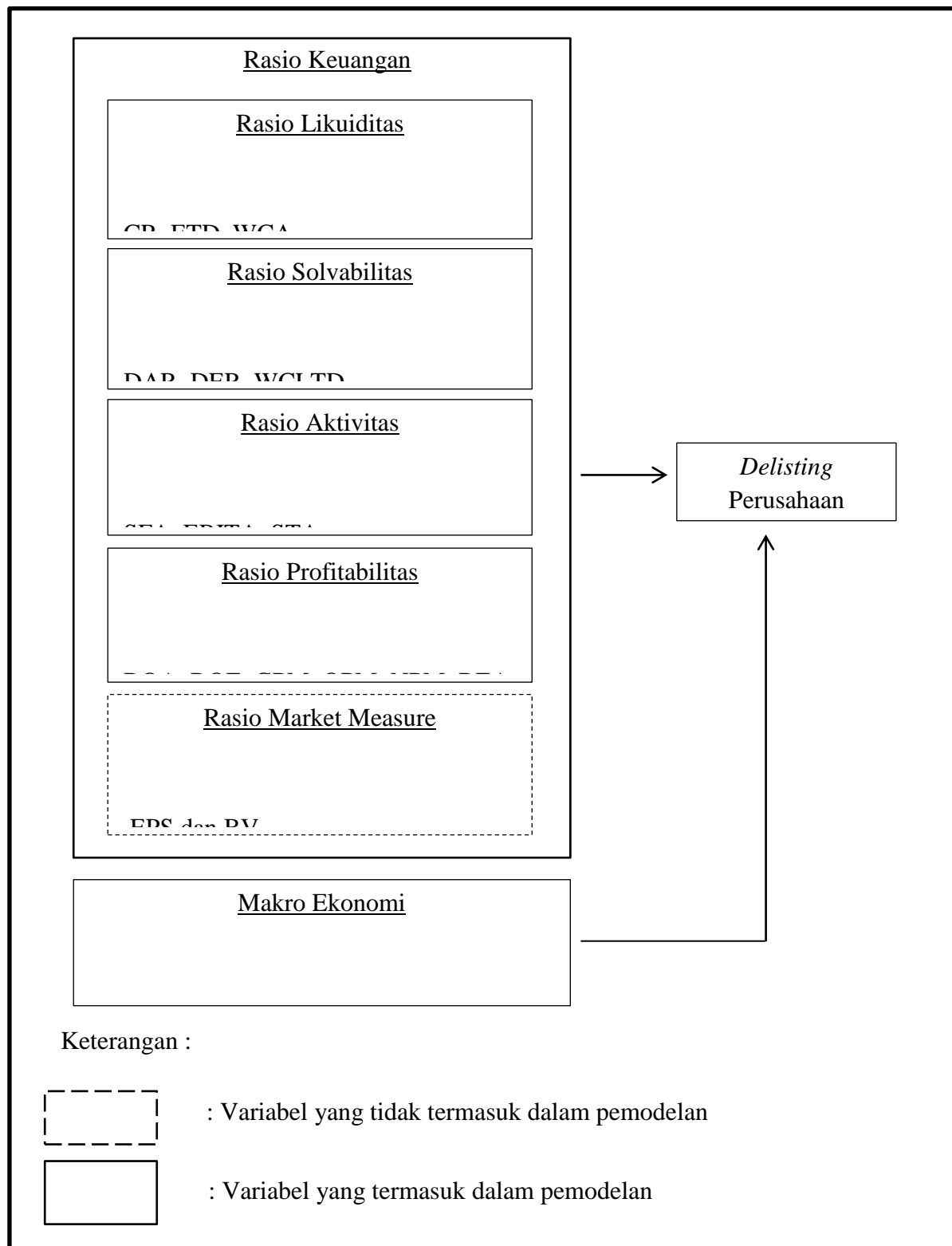
Bursa Efek Indonesia (BEI) merupakan sarana yang dibentuk pemerintah untuk mengawasi dan menjaga kestabilan pasar modal di Indonesia. BEI dalam hal ini bekerja sebagai pelindung investor dan kreditur agar tidak mengalami kerugian yang disebabkan perusahaan. BEI akan melakukan *delisting* efek perusahaan apabila perusahaan tersebut tidak memenuhi kewajiban yang diberikan oleh BEI. Kewajiban tersebut diantaranya adalah perusahaan harus

memberikan laporan keuangan perusahaan yang valid dan dapat memberikan informasi yang bermanfaat bagi investor.

Salah satu penyebab adanya *delisting* adalah perusahaan dinyatakan pailit/bangkrut oleh kreditur (IDX, 2016). Sehingga dalam penelitian ini variabel-variabel yang digunakan mengacu pada penelitian yang mengkaji faktor-faktor yang mempengaruhi kebangkrutan perusahaan. Kebangkrutan suatu perusahaan dapat dilihat dan diukur dari kekuatan laporan keuangan yaitu dengan cara menganalisis laporan keuangan. Laporan keuangan dapat dijadikan landasan dasar dalam mengukur tingkat kesehatan suatu perusahaan yaitu dengan melakukan analisis rasio keuangan yang tersaji dalam laporan keuangan perusahaan (Rosvita, 2010).

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Altman (1968), Shumway (2001), Almilia dan Kristijadi (2003) dan Rosvita (2010) menunjukkan ada 5 jenis rasio yang mempengaruhi kinerja perusahaan dinilai dari rasio keuangan. Jenis - jenis rasio keuangan yang dimaksud yaitu rasio aktivitas, rasio profitabilitas, rasio solvabilitas, rasio likuiditas dan rasio *market measure*. Komponen - komponen yang ada pada rasio keuangan dapat diperoleh secara langsung dari laporan keuangan atau dengan melakukan perhitungan terlebih dahulu berdasarkan laporan keuangan yang ada.

Kondisi perekonomian negara dapat mempengaruhi kinerja perusahaan dalam beroperasi. Perekonomian yang sehat akan memberikan dampak yang baik bagi perusahaan dan begitu pula sebaliknya. Apabila kinerja perusahaan baik, maka keuangan perusahaan menjadi sehat dan peluang kebangkrutan dapat diperkecil. Peluang kebangkrutan yang kecil tentu dapat mengurangi resiko *delisting* perusahaan. Halim (2013) melakukan penelitian tentang pengaruh variabel makro ekonomi terhadap saham kapitalis besar di BEI. Dalam penelitian tersebut variabel ekonomi makro yang digunakan antar lain yaitu IHSG dan *BI Rate*. Sehingga dalam penelitian ini digunakan pula variabel ekonomi makro yang diwakili dengan variabel IHSG dan *BI Rate*. Adapun kerangka konsep dari penelitian ini dapat ditunjukkan oleh gambar berikut.



Gambar 3.1 Kerangka Konsep Penelitian Berdasarkan modifikasi dari Penelitian Altman (1968), Shumway (2001), Almilia dan Kristijadi (2003) dan Rosvita (2010)

3.3 Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas variabel respons dan variabel prediktor. Variabel respons terdiri atas status perusahaan dan *survival time*. Adapun variabel respons yang digunakan pada penelitian ini dapat dijelaskan melalui Tabel 3.1, sedangkan variabel prediktor yang digunakan dalam pemodelan akan dijelaskan pada Tabel 3.2

Tabel 3.1 Variabel Respon Penelitian

Variabel	Keterangan	Satuan	Tipe	Kategori
T	Lamanya pengamatan	Kuartal	Diskrit	-
y	Status Perusahaan	-	Kategori	1 : Perusahaan mengalami <i>delisting</i> 0 : Lainnya

Tabel 3.2 Variabel Prediktor Penelitian

Variabel	Nama Variabel	Deskripsi	Skala
X_1	<i>CR</i>	<i>Current Ratio</i>	Rasio
X_2	<i>DAR</i>	<i>Debt to Asset</i>	Rasio
X_3	<i>DER</i>	<i>Debt to Equity</i>	Rasio
X_4	<i>ROA</i>	<i>Return on Asset</i>	Rasio
X_5	<i>ROE</i>	<i>Return on Equity</i>	Rasio
X_6	<i>GPM</i>	<i>Gross Profit Margin</i>	Rasio
X_7	<i>OPM</i>	<i>Operating Profit Margin</i>	Rasio
X_8	<i>NPM</i>	<i>Nett Profit Margin</i>	Rasio
X_9	<i>EBITA</i>	<i>Earning Before Income Tax to Asset</i>	Rasio
X_{10}	<i>STA</i>	<i>Sales to Total Asset</i>	Rasio
X_{11}	<i>ETD</i>	<i>Earning to Debt</i>	Rasio
X_{12}	<i>WCA</i>	<i>Working Capital to Total Asset</i>	Rasio
X_{13}	<i>WCLTD</i>	<i>Working Capital to Long Term Debt</i>	Rasio
X_{14}	<i>REA</i>	<i>Retained Earning to Total Asset</i>	Rasio
X_{15}	<i>SFA</i>	<i>Sales to Fixed Asset</i>	Rasio
X_{16}	<i>IHSG</i>	<i>Indeks Harga Saham Gabungan</i>	Rasio
X_{17}	<i>BI rate</i>	<i>Suku Bunga Bank Indonesia</i>	Rasio

Variabel prediktor yang disebutkan pada Tabel 3.2 terdiri dari 17 variabel yaitu 15 variabel rasio keuangan perusahaan serta 2 variabel (IHSG dan BI Rate) yang merupakan indikator makro. Ketujuhbelas variabel prediktor pada Tabel 3.2 akan digunakan dalam tahapan pemodelan untuk mengetahui faktor-faktor yang secara signifikan mempengaruhi *delisting* perusahaan.

Pada penelitian ini, selain variabel respon dan variabel prediktor yang disebutkan pada Tabel 3.1 dan Tabel 3.2 terdapat dua variabel tambahan yang merupakan rasio *market measure*. Variabel-variabel tersebut adalah variabel *Earning per Share* (EPS) dan variabel *Book Value per Share* (BV). Kedua variabel dari rasio *market measure* tersebut tidak diikuti dalam model, tetapi tetap dimasukkan dalam penelitian. Tujuannya adalah untuk mengetahui karakteristik perusahaan yang tercatat di BEI berdasarkan rasio *market measure*.

3.4 Definisi Operasional Variabel Penelitian

Adapun definisi operasional dari variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

a. Status Perusahaan

Status perusahaan menunjukkan apakah perusahaan yang diamati *delisting* atau lainnya. Status perusahaan terbagi menjadi dua kategori, yaitu bernilai 1 jika perusahaan tersebut *delisting* dan bernilai 0 jika lainnya.

b. *Survival Time*

Yaitu waktu yang dihitung dari mulai perusahaan terdaftar (*new listing*) di BEI (*start point*) hingga perusahaan mengalami penghapusan pencatatan (*delisting*) atau sampai masa penelitian selesai. Jika ada perusahaan yang sudah *listing* sebelum waktu studi yang telah ditentukan, maka laporan keuangan yang diamati dimulai pada laporan keuangan di kuartal pertama tahun 1990. Variabel *Survival time* dilambangkan dengan T dengan satuan waktu dalam kuartal

c. *Earning per Share*

Earning per Share (EPS) atau laba per lembar saham adalah jumlah laba yang merupakan hak dari pemegang saham biasa. EPS merupakan rasio yang termasuk dalam analisis *market measure*. Semakin besar penambahan tiap satuan nilai *EPS* maka perubahan peluang perusahaan mengalami *delisting* akan semakin kecil. Hal ini dikarenakan semakin besar nilai *EPS* maka laba per lembar saham yang diterima perusahaan semakin besar pula (Prihadi, 2010).

$$EPS = \frac{\text{Periode Atributable}}{\text{Paid up Capital (share)}}$$

d. *Book Value per Share*

Book Value per Share (BV) merupakan rasio yang termasuk dalam analisis *market measure* yang menggambarkan nilai harga pasar suatu saham (Prihadi, 2010). Semakin besar penambahan tiap satuan nilai *BV* maka perubahan peluang perusahaan mengalami *delisting* akan semakin kecil. Formula untuk mendapatkan nilai *BV* adalah sebagai berikut :

$$BV = \frac{\text{Total Equity}}{\text{Paid up Capital (share)}}$$

e. *Current Ratio*

Current Ratio (CR) digunakan untuk mengukur kemampuan asset lancar perusahaan untuk melunasi kewajiban jangka pendeknya. Semakin besar penambahan tiap satuan nilai *CR* maka perubahan peluang perusahaan mengalami *delisting* akan semakin kecil. Rasio lancar merupakan rasio yang termasuk dalam analisis kredit (Prihadi, 2010).

$$CR = \frac{\text{Current Asset}}{\text{Current Liabilities}}$$

f. *Debt to Asset Ratio (DAR)*

DAR adalah variabel penelitian yang digunakan untuk mengukur kemampuan aset perusahaan untuk membayar kewajiban jangka panjang perusahaan (*solvabilitas*). Semakin besar penambahan tiap satuan nilai *DAR* maka perubahan peluang perusahaan mengalami *delisting* akan

semakin kecil. *DAR* merupakan rasio yang termasuk dalam analisis kredit (Prihadi, 2010).

$$DAR = \frac{Total Liabilities}{Total Asset}$$

g. *Debt to Equity Ratio (DER)*

DER adalah variabel yang digunakan untuk mengukur seberapa besar modal dapat menjamin hutang sehingga dapat menggambarkan struktur modal perusahaan atau persentase dari hutang dan modal yang digunakan perusahaan. Nilai *DER* yang baik yaitu kurang dari 3. Semakin kecil nilai *DER* maka semakin besar modal perusahaan yang menjamin hutang. *DER* merupakan bagian dari analisis kredit (Prihadi, 2010).

$$DER = \frac{Total Liabilities}{Total Equity}$$

h. *Return to Asset*

Return to Asset (ROA) digunakan untuk mengukur kemampuan perusahaan dalam mendayagunakan aset untuk memperoleh laba dan mengukur hasil total untuk seluruh penyedia sumber dana (kreditur dan investor). *ROA* merupakan bagian dari analisis profitabilitas. Nilai *ROA* yang baik yaitu konstan diatas 20%, semakin besar nilai *ROA* maka kemampuan perusahaan dalam mendayagunakan asetnya semakin baik sehingga peluang perusahaan *delisting* semakin kecil (Sawir, 2000).

$$ROA = \frac{Profit for the period}{Total Assets}$$

i. *Return to Equity*

Return to Equity (ROE) merupakan bagian dari analisis profitabilitas. *ROE* digunakan untuk melihat sejauh mana perusahaan mengelola modal sendiri (*net worth*) secara efektif dan mengukur tingkat keuntungan dari investasi yang telah dilakukan pemilik modal sendiri atau pemegang saham perusahaan. Semakin besar nilai *ROE* maka semakin baik pula kemampuan perusahaan mengelola modal sendiri sehingga peluang perusahaan untuk *delisting* semakin kecil (Sawir, 2000).

$$ROE = \frac{Profit for the period}{Total Equity}$$

j. *Gross Profit Margin*

Gross Profit Margin (GPM) menggambarkan perbandingan antara laba kotor dengan penjualan. Nilai *GPM* ini digunakan sebagai indikator awal pencapaian laba perusahaan. Semakin besar penambahan tiap satuan nilai *GPM* maka perubahan peluang perusahaan mengalami *delisting* semakin kecil. *GPM* merupakan bagian dari analisis profitabilitas (Sawir, 2000).

$$GPM = \frac{\text{Gross Profit}}{\text{Total Revenue}}$$

k. *Operating Profit Margin*

Operating Profit Margin (OPM) digunakan sebagai indikator perusahaan dalam mencapai laba bisnis utama. Laba usaha tanpa dipengaruhi struktur modal, keputusan investasi di surat berharga (*marketable securities*) atau laba dari afiliasi (*income from affiliate*) dan tingkat pajak. Semakin besar nilai *OPM* maka semakin baik pencapaian laba bisnis utama perusahaan dan peluang perusahaan *delisting* semakin kecil (Sawir, 2000).

$$OPM = \frac{\text{Operating Profit}}{\text{Total Revenue}}$$

l. *Net Profit Margin*

Net profit ratio (NPM) merupakan rasio yang menunjukkan besar presentase pendapatan bersih yang diperoleh dari setiap penjualan. Semakin besar rasio ini maka kondisi perusahaan semakin baik karena perusahaan memiliki kemampuan cukup besar dalam menghasilkan laba. *NPM* dapat dihitung menggunakan fungsi berikut.

$$NPM = \frac{\text{Net Profit}}{\text{Total Revenue}}$$

m. *Earning Before Interenst and Tax to Total Asset*

Earning Before Interenst and Tax to Total Asset (EBITA) digunakan untuk mengukur kemampuan perusahaan dalam mengelola sumber dayanya secara efektif dengan melihat dari hasil penjualan dan investasinya. Semakin besar penambahan tiap satuan nilai *EBITA* maka perubahan peluang perusahaan mengalami *delisting* semakin kecil (Sawir, 2000).

$$EBITA = \frac{\text{EBIT}}{\text{Total Asset}}$$

n. *Sales to Total Asset*

Sales to Total Asset (STA) merupakan rasio keuangan standar yang menggambarkan kemampuan aset perusahaan dalam menghasilkan penjualan (Altman, 1968). Rasio *STA* yang tinggi menunjukkan perusahaan menggunakan asetnya secara efisien untuk meningkatkan penjualan. Semakin besar penambahan tiap satuan nilai *STA* maka perubahan peluang perusahaan mengalami *delisting* semakin kecil. Nilai *STA* dapat dihitung menggunakan fungsi berikut.

$$STA = \frac{Net\ Sales}{Total\ Asset}$$

o. *Earning to Debt*

Earning to Debt (ETD) digunakan untuk mengukur kemampuan perusahaan dalam menjamin hutang (Altman, 1968).

$$ETD = \frac{Profit\ for\ the\ period}{Total\ Liabilities}$$

p. *Working Capital to Total Asset (WCA)*

Rasio ini menunjukkan kemampuan perusahaan untuk menghasilkan modal kerja bersih dari seluruh total aset yang dimilikinya. Modal kerja ini digunakan untuk membiayai operasi perusahaan atau menanggulangi kesulitan-kesulitan keuangan yang mungkin terjadi. Semakin tinggi nilai rasio ini maka kemampuan perusahaan untuk terus beroperasi akan semakin baik (Fitriyah & Hariyati, 2013).

$$WCA = \frac{Working\ Capital}{Total\ Asset}$$

q. *Working Capital to Long Term Debt (WCLTD)*

WC/Long Term Debt ini mengukur kemampuan modal perusahaan dalam memenuhi kewajiban jangka panjang. Semakin tinggi nilai rasio ini maka peluang perusahaan mengalami *delisting* akan semakin kecil. *WC/Long Term Debt* dapat dihitung menggunakan fungsi berikut.

$$WCLTD = \frac{Working\ Capital}{Fixed\ Liabilities}$$

r. *Retained Earning to Total Asset (REA)*

Perusahaan yang memiliki *retained earnings to total asset* tinggi menunjukkan bahwa perusahaan tersebut membiayai aset-nya melalui laba sehingga tidak menggunakan hutang yang besar (Altman, 1968). Semakin tinggi *retained earnings to total asset* yang dihasilkan berarti perusahaan memiliki laba yang tinggi untuk membiayai asetnya dan membayar deviden sehingga peluang perusahaan *delisting* semakin kecil. *REA* dapat dihitung menggunakan fungsi berikut.

$$REA = \frac{\text{Retained Earning}}{\text{Total Asset}}$$

s. *Sales to Fixed Asset*

Sales to Fixed Asset (SFA) digunakan untuk mengukur efektifitas penggunaan dana dari aset tetap berupa pabrik dan peralatan untuk menghasilkan penjualan perusahaan. Penambahan satu satuan nilai *FAT* maka perubahan peluang perusahaan *delisting* akan semakin kecil (Sawir, 2000).

$$SFA = \frac{\text{Sales}}{\text{Fixed Asset}}$$

t. *BI Rate*

BI rate adalah suku bunga kebijakan yang mencerminkan sikap atau *stance* kebijakan moneter yang ditetapkan oleh Bank Indonesia dan diumumkan kepada publik (Bank Indonesia, 2016). Semakin besar nilai *BI rate* maka peluang perusahaan mengalami *delisting* semakin kecil.

u. *IHSG*

Perhitungan *IHSG* digunakan oleh semua perusahaan tercatat sebagai komponen perhitungan Indeks, untuk menggambarkan keadaan pasar yang wajar (IDX, 2016). Semakin besar penambahan tiap satuan *IHSG* maka peluang perusahaan mengalami *delisting* semakin kecil karena semakin besar nilai *IHSG* maka semakin besar pula harga saham bursa.

3.5 Struktur Data Penelitian

Untuk dapat menggunakan menggunakan *multiple period logit*, data harus dibentuk menjadi data waktu diskrit. Struktur data yang digunakan pada penelitian ini disajikan pada tabel berikut.

Tabel 3.3 Struktur Data Penelitian

Perusahaan	t	y	X_1	X_2	...	X_{17}
1	1	y_{11}	$X_{1,11}$	$X_{2,11}$...	$X_{17,11}$
	2	y_{12}	$X_{1,12}$	$X_{2,12}$...	$X_{17,12}$
	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
	T_1	y_{1T_1}	$X_{1,1T_1}$	$X_{2,1T_1}$...	$X_{17,1T_1}$
2	1	y_{21}	$X_{1,21}$	$X_{2,21}$...	$X_{17,21}$
	2	y_{22}	$X_{1,22}$	$X_{2,22}$...	$X_{17,22}$
	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
	T_2	y_{2T_2}	$X_{1,2T_2}$	$X_{2,2T_2}$...	$X_{17,2T_2}$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
N	1	y_{N1}	$X_{1,N1}$	$X_{2,N1}$...	$X_{17,N1}$
	2	y_{N2}	$X_{1,N2}$	$X_{2,N2}$...	$X_{17,N2}$
	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
	T_N	y_{NT_N}	X_{1,NT_N}	X_{2,NT_N}	...	X_{17,NT_N}

Pada struktur data diatas tampak bahwa data yang digunakan adalah data panel. Data panel adalah data yang mengabungkan data deret waktu dengan data *cross-section*. Elemen pada data tersebut dapat dijelaskan seperti y_{11} yang merupakan variabel respons emiten pertama pada saat $t = 1$. Sedangkan $X_{1,1T_N}$ merupakan variabel prediktor pertama (*Current Ratio*) emiten pertama.

3.6 Tahapan Penelitian

Berikut ini adalah tahapan yang dilakukan dalam analisis data pada penelitian kali ini.

1. Memperoleh data
2. Mendeskripsikan karakteristik data rasio keuangan dengan metode statistika

deskriptif berupa mean, median, minimum dan maksimum. Serta menunjukkan perbedaan keadaan sampel yang *survive* maupun *delisted* dengan menggunakan kurva Kaplan-Meier.

3. Membentuk model *multiple period logit*
4. Menentukan estimasi parameter dengan menggunakan metode Bayesian dengan langkah sebagai berikut :
 - a. Menentukan bentuk model *multiple period logit* yang telah dilakukan pada tahapan 3. Bentuk fungsi densitas dari model *multiple period logit* adalah

$$f(y_i) = \left(h(t_i, x_i; \beta)^{y_i} [1 - h(t_i, x_i; \beta)]^{1-y_i} \right) \quad (3.1)$$

fungsi *Likelihood*-nya adalah sebagai berikut :

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^n (h(t_i, x_i)^{y_i} \prod_{j < t_i} (1 - h(j, x_i))) \quad (3.2)$$

Bentuk dari \ln *Likelihood*-nya adalah

$$\begin{aligned} \ln L(\beta) &= \ln \left[\prod_{i=1}^n h(t_i, x_i; \beta)^{y_i} [1 - h(t_i, x_i; \beta)]^{1-y_i} \right] \\ &= \sum_{i=1}^n \left[y_i \ln \left(\frac{h(t_i, x_i; \beta)}{1 - h(t_i, x_i; \beta)} \right) + \ln(1 - h(t_i, x_i; \beta)) \right] \\ &= \sum_{i=1}^n \left[y_i \sum_{j=1}^K \beta_j x_{ij} + \ln \left(1 + e^{\sum_{j=1}^K \beta_j x_{ij}} \right)^{-1} \right] \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^K \beta_j y_i x_{ij} - \sum_{i=1}^n \ln \left(1 + e^{\sum_{j=1}^K \beta_j x_{ij}} \right) \end{aligned} \quad (3.3)$$

- b. Menentukan nilai inisialisasi `beta.start`. Jika nilai `beta.start` tidak diberikan maka default dari `beta.start` adalah nilai estimasi parameter menggunakan metode *maksimum likelihood* dengan metode optimasi menggunakan algoritma Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS). Fungsi dari estimasi parameter dengan menggunakan metode *maksimum likelihood* ditunjukkan dengan fungsi `coef.beta`. Fungsi dari metode optimasi menggunakan algoritma BFGS ditunjukkan dengan fungsi `optim`.
 - c. Menentukan distribusi *prior* untuk setiap parameter model. Penelitian ini menggunakan 3 jenis *prior*. Adapun *prior* yang digunakan adalah sebagai berikut :

- 1) Parameter $\beta \sim \text{Uniform}(\alpha, \theta)$, dimana $\theta > \alpha$

Gelman, *et, al* (2014) menyatakan apabila peneliti tidak mempunyai informasi dari distribusi *prior* parameter model maka disarankan untuk menggunakan distribusi improper uniform prior sebagai distribusi *prior*. Bentuk fungsi densitas dari distribusi Uniform dengan variabel random x menurut Becker (1988) adalah

$$f(x) = \frac{1}{\max - \min} \quad (3.7)$$

dengan $\max > \min$

Jika β adalah suatu variabel random dengan nilai maksimum θ dan nilai minimum α . Maka bentuk fungsi densitas dari β berdistribusi Uniform adalah

$$f(\beta) = \frac{1}{\theta - \alpha}, \theta > \alpha \quad (3.8)$$

Pada fungsi MCMClogit, jika `user.prior.density=NULL` dengan nilai defaultnya $b_0 = 0$ dan $B_0 = 0$ maka parameter prior β berdistribusi uniform (Martin, 2017).

- 2) Parameter $\beta \sim \mathcal{N}(b_0, B_0^{-1})$, dimana nilai b_0 sebagai parameter lokasi dan nilai B_0^{-1} sebagai parameter skala. Fungsi densitas dari distribusi multivariate normal dengan variabel random β , parameter lokasi b_0 , dan parameter skala B_0^{-1} adalah

$$f(\beta) = \frac{1}{(2\pi)^{K/2} |B_0^{-1}|^{1/2}} \exp\left(-\frac{(\beta - b_0)' B_0 (\beta - b_0)}{2}\right) \quad (3.6)$$

Jika keterangan pada fungsi MCMClogit menunjukkan `user.prior.density=NULL` sedangkan b_0 dan B_0 mempunyai nilai maka parameter β berdistribusi multivariate normal (Martin, 2017). Jika prior multivariate normal digunakan maka distribusi tersebut berpusat di β dengan matriks varians-kovarian $V = T(B_0 + C^{-1})^{-1}T$. T adalah matriks diagonal definite positive yang dibentuk dari nilai tune. B_0 adalah presisi prior dan C adalah matriks varians-

kovarians dari metode MLE. Tahapan ini dapat diselesaikan dengan metode glm. Fungsi yang digunakan untuk membentuk distribusi *prior* berdistribusi multivariate normal pada fungsi MCMClogit adalah sebagai berikut :

```
mvn.prior = form.mvn.prior(b0, B0, K)
```

b0 dapat bernilai skalar atau matriks kolom yang mempunyai orde $K \times 1$. Jika nilai b0 suatu skalar, maka fungsi `form.mvn.prior` akan mengalikan nilai b0 dengan matriks kolom dengan orde $K \times 1$ yang elemen-elemennya adalah 1. Artinya semua nilai b0 dianggap sama untuk semua parameter. Nilai B0 dapat dinyatakan sebagai suatu skalar atau matriks $K \times K$. Jika nilai B0 suatu skalar, maka B0 akan dikalikan dengan matriks identitas berorde $K \times K$. Dimana K adalah banyaknya kovariate.

- 3) Parameter $\beta \sim \text{Cauchy}(\mu_0, \gamma)$, dimana parameter lokasi $\mu_0 = 0$ dan parameter skala $\gamma = 2,5$. Distribusi *prior* ini merupakan *prior* dari penelitian sebelumnya (Gelman, 2008). Bentuk fungsi densitas dari distribusi Cauchy dengan variabel random x , parameter lokasi l dan parameter skala s menurut Johnson (1995) adalah

$$f(x) = \frac{1}{\pi s \left(1 + \left(\frac{x-l}{s} \right)^2 \right)} \quad (3.4)$$

Apabila bentuk fungsi distribusi pada (3.4) ditulis kembali dengan variabel random β dimana $\beta \sim \text{Cauchy}(\mu_0, \gamma)$ maka bentuk fungsi densitas dari variabel random β berdistribusi Cauchy adalah

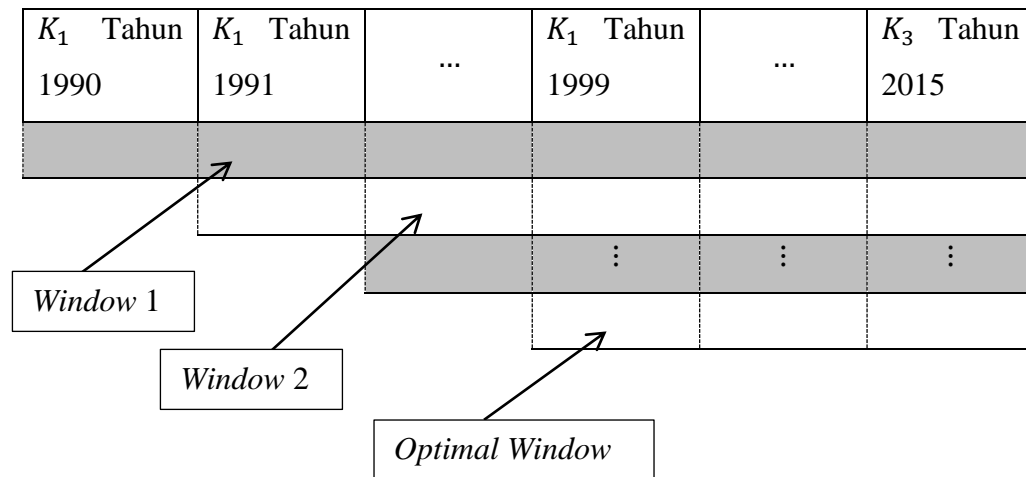
$$f(\beta) = \frac{1}{\pi \gamma \left[1 + \left(\frac{\beta - \mu_0}{\gamma} \right)^2 \right]}, \gamma > 0, \quad (3.5)$$

Pada fungsi MCMClogit, fungsi yang menyatakan parameter β berdistribusi *Cauchy* sebagai distribusi prior adalah

```
Logpriorfun = function (beta, location, scale) {
  Sum(dcauchy (beta, location, scale, log =
TRUE))
}
```

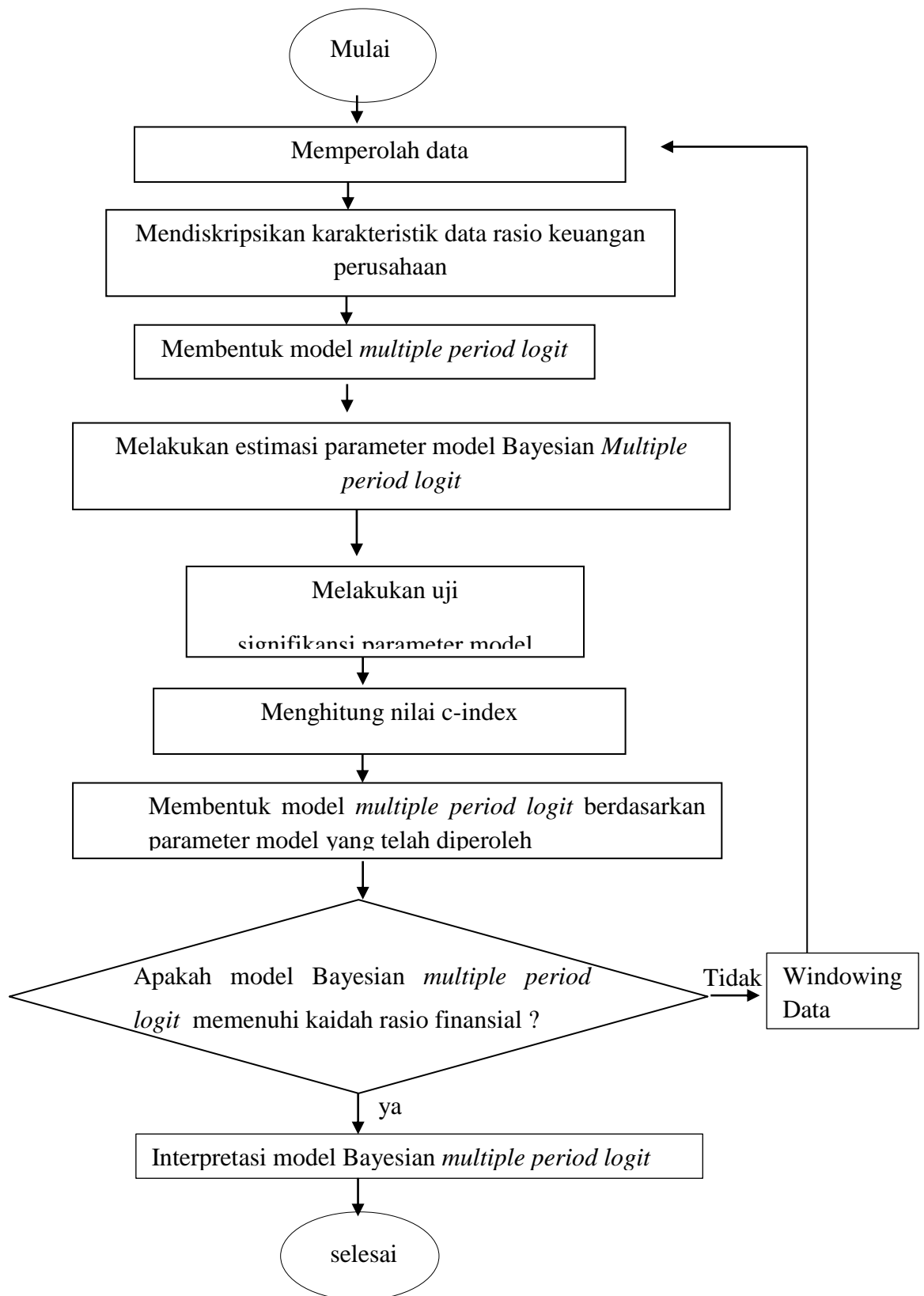
Pada fungsi diatas dibutuhkan inisialisasi nilai `beta`. Nilai `beta` diperoleh dari estimasi parameter β dengan menggunakan metode *maksimum likelihood*. Fungsi `Logpriorfun` dapat dijalankan dengan mengaktifkan perintah `user.prior.density=Logpriorfun` pada inputan fungsi `MCMClogit`.

5. Melakukan estimasi parameter model Bayesian *multiple period logit*.
6. Melakukan uji signifikansi terhadap hasil estimasi parameter
7. Menghitung nilai c-index
8. Membentuk model Bayesian *multiple period logit* berdasarkan parameter model yang telah diperoleh
9. Interpretasi model Bayesian *multiple period logit* untuk faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap lama perusahaan sektor manufaktur tercatat di BEI
10. Jika ada interpretasi parameter yang tidak sesuai dengan teori finansial, maka dilakukan *windowing*, yaitu mengulangi langkah 1-9 untuk data mulai dari Kuartal pertama (K_1) Tahun 1991, Kuartal pertama (K_1) Tahun 1992 dan seterusnya sampai diperoleh interpretasi yang sesuai dengan teori finansial. Adapun ilustrasi dari data yang akan digunakan untuk *windowing* ditunjukkan pada Gambar 3.2 :



Gambar 3.2 Ilustrasi Proses Windowing pada Tahap 10

Proses *windowing* digunakan untuk memberikan batasan data yang akan digunakan pada penelitian. Pada *window 1* data yang digunakan dimulai dari K_1 tahun 1990 hingga K_3 tahun 2015. Jika interpretasi hasil estimasi parameter menunjukkan nilai yang tidak sesuai dengan rasio finansial, maka dilanjutkan dengan *window 2*. Pada *Window 2* data yang digunakan mulai dari K_1 tahun 1991 hingga K_3 tahun 2015. Jika masih ada nilai parameter yang menunjukkan interpretasi yang tidak tepat dengan rasio finansial, maka dilanjutkan dengan *window 3*, *window 4* dan seterusnya sampai mencapai *optimal window*. Pada ilustrasi diatas, *optimal window* tercapai pada saat data yang digunakan dimulai dari K_1 tahun 1999 hingga K_3 tahun 2015. Artinya penelitian dengan menggunakan data tersebut dapat menghasilkan nilai parameter yang interpretasinya sesuai dengan rasio finansial. Adapun diagram alir dari langkah kerja penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3 Diagram Alir Penelitian

(halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 4

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

1.6 Karakteristik Rasio Keuangan Perusahaan Manufaktur Tercatat di BEI

Pada penelitian ini, karakteristik rasio keuangan perusahaan manufaktur yang tercatat di BEI dijelaskan dengan dua cara, yaitu melalui statistika deskriptif dan kurva *survival Kaplan Meier*.

4.1.1 Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif digunakan untuk menggambarkan karakteristik data dari faktor-faktor yang diduga mempengaruhi lama perusahaan sektor manufaktur tercatat di BEI. Karakteristik perusahaan manufaktur tercatat di BEI berdasarkan variabel penelitian yang digunakan telah disajikan pada Tabel 4.1 sebagai berikut

Tabel 4.1 Karakteristik Data Rasio Finansial Perusahaan Manufaktur di BEI

Variabel	Mean	Min	Q1	Median	Q3	Max
Waktu <i>Survival</i>	71,616	8	48	85	98,500	103
EPS	141,030	-549,850	0	24	133,500	2134,43
BV	3154	-379	2	36	201	73137
CR	1,988	0,128	0,927	1,413	2,250	10,172
ETD	0,117	-0,221	0,001	0,041	0,139	1,155
WCA	0,051	-1,655	-0,030	0,118	0,272	0,634
DAR	0,657	0,092	0,397	0,557	0,727	2,666
DER	1,199	-9,156	0,399	0,983	1,764	12,813
WCLTD	2,725	-33,571	-0,089	0,476	2,579	59,508
ROA	0,022	-0,201	0,0001	0,019	0,053	0,212
ROE	0,064	-0,859	0,005	0,047	0,124	0,982
GPM	0,194	-0,125	0,107	0,184	0,272	0,551
OPM	0,070	-0,730	0,026	0,085	0,160	0,366
REA	-0,109	-2,501	-0,131	0,084	0,216	0,636
NPM	-0,019	-1,826	0,0001	0,042	0,107	0,488
EBITA	0,048	-0,073	0,009	0,035	0,078	0,225
SFA	2,852	0,058	0,482	1,057	2,420	26,432
STA	0,545	0,026	0,230	0,431	0,744	1,755

Berdasarkan Tabel 4.1 dapat diketahui bahwa rata-rata lama perusahaan tercatat di BEI selama penelitian adalah 72 kuartal dengan periode terpendek yaitu 8 kuartal dan periode terpanjang yaitu 103 kuartal.

Variabel EPS dan BV merupakan bagian dari rasio *Market Measure*. Nilai mean variabel EPS sebesar Rp. 141,030 per lembar saham, artinya rata-rata jumlah laba yang merupakan hak dari pemegang saham perusahaan sektor manufaktur tercatat di BEI sebesar Rp. 141,030 per lembar saham. Sedangkan, nilai mean variabel BV sebesar 3154, artinya rata-rata harga pasar saham perusahaan sektor manufaktur tercatat di BEI sebesar Rp. 3154 per lembar saham.

Rasio likuiditas digunakan untuk mengukur kemampuan perusahaan dalam memenuhi kewajiban keuangan jangka pendek yang harus segera dipenuhi. Variabel penelitian yang merupakan rasio likuiditas diantaranya adalah CR, ETD dan WCA. Nilai mean variabel CR sebesar 1,988 artinya rata-rata kemampuan perusahaan sektor manufaktur tercatat di BEI dalam melunasi hutang jangka pendeknya sebesar 198,8%. Nilai mean variabel ETD sebesar 0,117 artinya rata-rata kemampuan laba bersih perusahaan sektor manufaktur tercatat di BEI untuk menjamin hutang sebesar 11,70%. Nilai mean variabel WCA sebesar 0,051 artinya rata-rata likuiditas perusahaan sektor manufaktur tercatat di BEI berdasarkan total asset dan posisi modal sebesar 5,1%.

Variabel DAR, DER dan WCLTD merupakan variabel-variabel yang menyatakan rasio Solvabilitas. Rasio solvabilitas digunakan untuk mengukur kemampuan perusahaan dalam memenuhi kewajiban jangka panjangnya. Nilai mean variabel DAR sebesar 0,657 artinya rata-rata kemampuan perusahaan sektor manufaktur tercatat di BEI dalam membayar hutang jangka panjang sebesar 65,7%. Nilai mean variabel DER sebesar 1,199 artinya rata-rata kemampuan modal perusahaan sektor manufaktur tercatat di BEI dalam menjamin hutang sebesar 119,9%. Nilai mean variabel WCLTD sebesar 2,725 artinya rata-rata aktivitas bisnis perusahaan sektor manufaktur tercatat di BEI terhadap kelebihan aktiva lancar atas kewajiban lancar yang dibandingkan dengan hutang jangka panjang yang dimiliki sebesar 272,5%.

Rasio profitabilitas yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 6 variabel yaitu ROA, ROE, REA, GPM, NPM dan OPM. Nilai mean variabel ROA sebesar 0,022 artinya rata-rata kemampuan perusahaan sektor manufaktur tercatat di BEI dalam mendayagunakan asset untuk memperoleh laba dan mengukur hasil total untuk seluruh penyedia sumber dana sebesar 2,2%. Nilai mean variabel ROE sebesar 0,064 artinya rata-rata kemampuan perusahaan sektor manufaktur tercatat di BEI dalam mengelola modal sendiri secara efektif sebesar 6,40%. Nilai mean variabel REA sebesar -0,109. Hal tersebut menunjukkan bahwa saldo laba perusahaan tidak mampu mengimbangi total asset yang dimiliki. Nilai mean variabel GPM sebesar 0,194 artinya rata-rata awal pencapaian laba perusahaan sektor manufaktur tercatat di BEI sebesar 19,40% dari total penjualan. Nilai mean variabel OPM sebesar 0,070 artinya rata-rata pencapaian laba bisnis utama perusahaan sektor manufaktur tercatat di BEI sebesar 7,00%. Nilai mean variabel NPM sebesar -0,019 artinya rata-rata pengembalian laba bersih kepada pemegang saham sebesar -1,90%. Hal ini menunjukkan bahwa rata-rata perusahaan sektor manufaktur tercatat di BEI memiliki ketidakstabilan usaha karena mengalami kerugian sehingga tidak mampu memberikan *return* kepada pemegang saham.

Rasio aktivitas digunakan untuk mengukur seberapa efektif perusahaan memanfaatkan asset yang dimiliki perusahaan. Variabel EBITA, SFA dan STA merupakan variabel rasio aktivitas yang digunakan dalam penelitian. Nilai mean variabel EBITA sebesar 0,048 artinya rata-rata kemampuan perusahaan sektor manufaktur tercatat di BEI dalam mengelola modal yang dimiliki dan diinvestasikan dalam keseluruhan asset untuk menghasilkan keuntungan bagi investor dan pemegang saham sebesar 4,80%. Nilai mean variabel STA sebesar 0,545 artinya rata-rata perputaran asset perusahaan sektor manufaktur tercatat di BEI sebesar 0,5 kali perputaran. Jika nilai STA perusahaan sektor manufaktur tercatat di BEI bernilai kurang dari satu kali perputaran asset yang berarti maka hal ini menunjukkan bahwa perusahaan memiliki asset tetap yang sangat besar namun sulit untuk menghasilkan penjualan yang memadai. Nilai mean variabel SFA sebesar 2,852 artinya rata-rata efektivitas penggunaan dana dari asset tetap berupa pabrik dan peralatan untuk menghasilkan penjualan perusahaan sektor

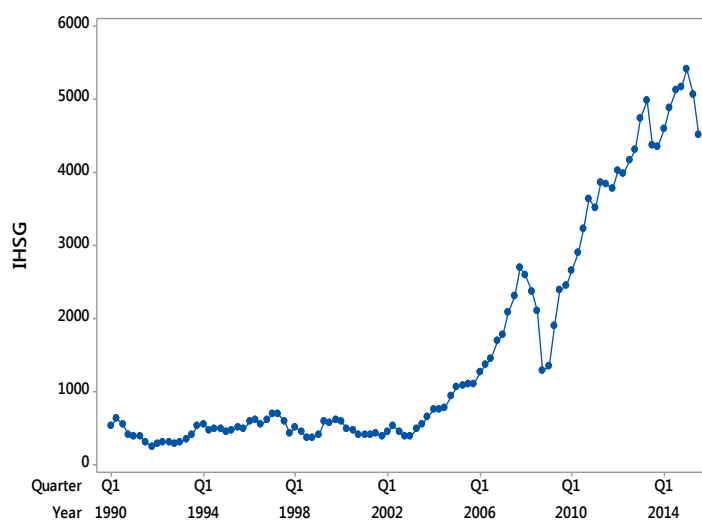
manufaktur tercatat di BEI sebesar 2,8 kali perputaran. Semakin besar nilai perputaran asset tetap maka semakin efektif pula penggunaan asset tetap untuk memperoleh penjualan.

Variabel IHSG dan BI Rate merupakan variabel indikator makro. Indikator makro ekonomi digunakan untuk mengetahui kondisi keuangan perusahaan dan kondisi ekonomi negara. Sehingga, dapat menjadi acuan bagi seorang investor dalam berinvestasi disuatu perusahaan. Deskripsi variabel indikator ekonomi makro ditunjukkan pada tabel berikut.

Tabel 4.2 Deskripsi Data Perusahaan Manufaktur di BEI

Variabel	Mean	Min	Q1	Median	Q3	Max
IHSG	1925,3	238	494,7	1103,9	3623,3	5419
BI Rate	11,9	5,8	7,3	8,9	13,6	70,1

Rata-rata variabel IHSG sebesar 1925,3 artinya rata-rata indeks semua perusahaan sebagai gambaran keadaan pasar yang wajar sektor manufaktur tercatat di BEI sebesar 1925,3. Nilai rata-rata variabel *BI Rate* sebesar 11,9 artinya rata-rata kebijakan suku bunga selama 103 kuartal yang ditetapkan oleh Bank Indonesia yang mencerminkan kebijakan moneter sebesar 11,9%, Karakteristik perusahaan berdasarkan indikator makro juga dapat digambarkan dalam bentuk plot pada Gambar 4.1 dan Gambar 4.2.



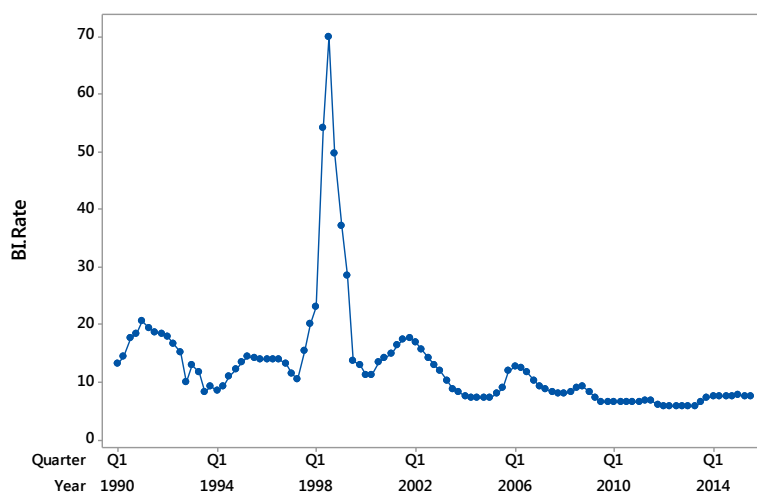
Gambar 4.1 Time Series Plot IHSG

Gambar 4.1 menjelaskan bahwa Indeks Harga Saham Gabungan mengalami penurunan yang signifikan dari tahun-tahun sebelumnya kuartal ke-4 tahun 2008. Hal tersebut disebabkan karena memburuknya kinerja bursa saham sebagai akibat resesi global. Selain itu, adanya krisis *subprime mortgage* yang dikarenakan salah satu bank investasi terbesar di Amerika yaitu Lehman Brothers mengalami kebangkrutan. Hal tersebut yang menyebabkan melemahnya harga rupiah terhadap dolar AS sehingga banyak investor asing yang menarik investasinya dari Indonesia. Melemahnya IHSG berdampak pada beberapa perusahaan yang mengalami gagal bayar hutang sehingga mengalami kebangkrutan. Berdasarkan data Bank Indonesia terdapat 2 perusahaan sektor manufaktur tercatat di BEI mengalami kebangkrutan kemudian mengalami penghapusan pencatatan (*delisting*) sepanjang tahun 2013 akibat melemahnya IHSG.

IHSG pada kuartal ke-1 tahun 2015 mengalami harga tertinggi selama 103 kuartal mencapai Rp. 5500 per lembar saham. Namun kembali mengalami penurunan sebesar 10% pada kuartal ke-3 tahun 2015. Hal tersebut dikarenakan menurunnya perekonomian Indonesia yang menyebabkan beberapa perusahaan terutama di sektor perbankan dan perusahaan dengan kapitalisasi besar ikut menurun, sehingga banyak investor asing menarik kembali investasinya.

Gambar 4.2 menjelaskan bahwa suku bunga Bank Indonesia (*BI Rate*) tertinggi berada pada kuartal ke-3 tahun 1998 sebesar 70,1%. Hal tersebut disebabkan karena adanya devaluasi mata uang Bath oleh pemerintah Thailand pada tanggal 2 Juli 1997 sebagai akibat adanya kegiatan di pasar valuta asing khususnya dolar Amerika Serikat. Dampak krisis tersebut merambah ke Indonesia dengan dampak terberat terjadi pada bulan agustus 1998 yaitu melemahnya harga rupiah terhadap harga dolar AS yang mencapai Rp. 13.513. Berbagai upaya telah dilakukan pemerintah khususnya Bank Indonesia dengan menaikkan suku bunga (*BI Rate*) mencapai 70,1% untuk menurunkan tingkat inflasi.

Kenaikan suku bunga BI memicu terjadinya krisis perbankan yaitu dengan menurunkan *Loan to Deposit Ratio* (LDR) sehingga dana kredit tidak dapat disalurkan untuk sektor riil. Hal tersebut menyebabkan meningkatnya suku bunga pada hutang perusahaan, sehingga banyak perusahaan di beberapa sektor mengalami kebangkrutan.



Gambar 4.2 Time Series Plot BI Rate

Rasio finansial diharapkan dapat mendeteksi kondisi finansial perusahaan sehingga perbedaan antara kondisi rasio finansial perusahaan *survive* dan *delisting* akan menarik untuk dianalisis. Rasio finansial 73 perusahaan *survive* dan 4 perusahaan *delisting* ditampilkan pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Perbandingan Rasio Finansial Perusahaan *Delisting* dan *Survive*

Variabel	<i>Survive</i>				<i>Delisting</i>			
	Mean	Q1	Med	Q3	Mean	Q1	Med	Q3
EPS	146,37	0,30	26,00	134,33	42,00	-89,00	-1,00	87,00
CR	1,911	0,927	1,405	2,207	3,424	0,927	1,706	5,298
BV	3323,0	2,00	45,00	229,00	5,64	-0,87	0,76	6,44
DAR	0,644	0,394	0,553	0,713	0,906	0,447	0,687	1,304
DER	1,267	0,412	0,996	1,774	-0,076	-2,362	0,522	1,532
ROA	0,023	0,001	0,020	0,053	-0,004	-0,053	-0,003	0,055
ROE	0,064	0,006	0,047	0,122	0,067	-0,015	0,069	0,143
GPM	0,192	0,108	0,183	0,269	0,223	0,069	0,230	0,343
OPM	0,079	0,028	0,086	0,159	-0,098	-0,317	0,052	0,172
NPM	0,003	0,002	0,043	0,107	-0,433	-0,668	-0,027	0,118
EBITA	0,048	0,011	0,036	0,078	0,039	-0,008	0,017	0,086
STA	0,554	0,236	0,436	0,759	0,376	0,061	0,301	0,642
ETD	0,120	0,002	0,043	0,140	0,070	-0,051	-0,002	0,123
WCA	0,051	-0,030	0,115	0,269	0,060	-0,058	0,177	0,318
WCLTD	2,764	-0,087	0,479	2,715	2,005	-0,174	0,432	1,427
REA	-0,095	-0,102	0,090	0,224	-0,372	-0,655	-0,103	0,122
SFA	2,949	0,499	1,096	2,547	1,041	0,176	0,604	0,999

Berdasarkan Tabel 4.3 terlihat perbedaan antara rasio finansial perusahaan *delisting* dan *survive*, terutama pada rasio pendapatan. Hal tersebut disebabkan oleh perusahaan *delisting* mengalami penurunan pendapatan yang signifikan. Penurunan pendapatan ini menyebabkan perusahaan tidak mampu lagi memenuhi kewajibannya sebagai perusahaan publik sehingga perusahaan tersebut dipaksa keluar dari bursa.

Perbedaan rasio pendapatan yang nampak berbeda dari kedua jenis perusahaan diataranya EPS, BV, DER, ROA, OPM dan NPM. Perusahaan *survive* memiliki rata-rata ROA, OPM dan NPM berturut-turut sebesar 0,023, 0,079 dan 0,003. Perusahaan *delisting* hanya memiliki rata-rata ROA, OPM dan NPM berturut-turut sebesar -0,004, -0,098 dan -0,433. Perbedaan ketiga variabel ini menunjukkan bahwa perusahaan *delisting* tidak memberikan keuntungan yang baik apabila dibandingkan dengan perusahaan *survive*.

Nilai rata-rata dari variabel EPS, BV dan DER antara perusahaan *survive* dan *delisting* juga berbeda signifikan. Nilai rata-rata untuk variabel EPS, BV dan DER pada perusahaan *survive* berturut-turut sebesar 146,37, 3323 dan 1,267 sedangkan perusahaan *delisting* hanya sebesar 42, 5,64 dan -0,076. Investor menilai harga saham perusahaan *delisting* dibawah harga saham perusahaan *survive*. Sehingga perusahaan yang memiliki kecenderungan *delisting* mengalami permasalahan pada sektor keuangan. Hal ini mengakibatkan kesulitan untuk mendapatkan tingginya nilai saham yang tercatat. Berbeda dengan perusahaan *survive*, perusahaan *survive* mempunyai risiko kehilangan investasi yang lebih kecil. Perusahaan dalam kelompok ini lebih diminati oleh investor sehingga harga saham perusahaan *survive* selalu lebih tinggi dari pada perusahaan yang *delisting*.

4.1.2 Statistika Deskriptif Perusahaan *Relisting*

Berdasarkan data *Indonesian Capital Market Directory* (ICMD) perusahaan sektor manufaktur yang mengalami pencatatan kembali (*Relisting*) oleh BEI disajikan pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Perusahaan *Relisting* Sektor Manufaktur di BEI

Kode	Subsektor	<i>Listing Date</i>	<i>Delisting Date</i>	<i>Relisting Date</i>
KIAS	<i>Ceramic, Glass & Porselen</i>	Kuartal ke-1 1994	Kuartal ke-2 2004	Kuartal ke-1 2007
TALF	<i>Food & Beverage</i>	Kuartal ke-1 1994	Kuartal ke-2 2004	Kuartal ke-1 2014

Perusahaan dengan kode KIAS dan TALF mulai terdaftar di BEI pada kuartal pertama tahun 1994. Perusahaan tersebut *delisting* pada saat yang bersamaan pada kuartal kedua tahun 2004. Untuk mengetahui karakteristik finansial kedua perusahaan pada saat sebelum dan sesudah *relisting* maka dilakukan analisis perbandingan antara sebelum *relisting* dan setelah *relisting*. Statistik deskriptif pada saat sebelum dan sesudah *relisting* dari perusahaan KIAS dan TALF ditampilkan pada Tabel 4.5.

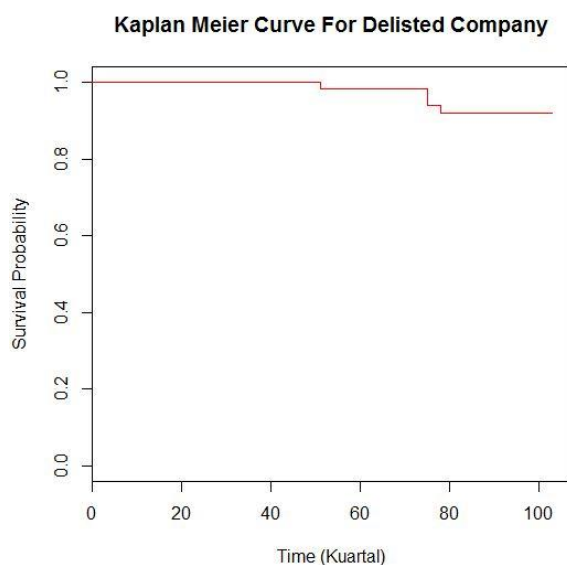
Tabel 4.5 Deskripsi Data Perusahaan *Relisting* Sektor Manufaktur di BEI

Variabel	Sebelum <i>Relisting</i>				Sesudah <i>Relisting</i>			
	Mean	Q1	Med	Q3	Mean	Q1	Med	Q3
EPS	-177,70	-325,03	-267,00	27,00	-22,00	-0,40	2,00	6,20
CR	1,156	0,061	0,221	1,918	3,158	1,299	3,609	5,076
BV	-3917	-642	80	5903	-5542	150	897	4935
DAR	1,165	0,564	0,996	1,819	0,642	0,106	0,286	0,835
DER	12,300	-1,800	0,900	1,900	1,200	0,110	0,270	0,730
ROA	-0,034	-0,051	0,002	0,041	0,025	0,006	0,031	0,037
ROE	2,350	0,000	0,030	0,100	0,053	0,012	0,036	0,049
GPM	0,234	0,205	0,257	0,286	0,187	0,164	0,187	0,208
OPM	0,019	-0,034	0,081	0,137	0,099	0,085	0,106	0,136
NPM	-0,439	-1,431	0,039	0,132	0,059	0,026	0,076	0,120
EBITA	0,013	-0,003	0,008	0,017	0,036	0,016	0,031	0,043
STA	0,138	0,050	0,098	0,161	0,343	0,175	0,327	0,385
ETD	0,205	0,020	0,054	0,199	1,548	0,325	0,886	2,555
WCA	-0,688	-1,678	-0,416	0,240	-0,008	0,087	0,246	0,277
WCLTD	-10,840	-28,970	-1,670	0,560	4,230	0,160	5,320	7,200
REA	-0,210	-0,055	0,002	0,012	-0,731	-1,848	0,008	0,068
SFA	0,222	0,059	0,116	0,221	0,727	0,256	0,410	0,672

Tabel 4.5 menunjukkan perbedaan antara rasio finansial perusahaan sebelum dan sesudah *relisting*, terutama pada rasio pendapatan. Hal tersebut disebabkan oleh perusahaan *relisting* telah melakukan perbaikan selama masa *delisting*. Hal yang perlu diketahui bahwa BEI melakukan *delisting* perusahaan jika perusahaan tersebut gagal memenuhi kewajibannya sebagai perusahaan publik sebagai upaya untuk melindungi dana investor. Akan tetapi setelah terdapat perbaikan dari dalam perusahaan dan adanya penilaian dari pihak BEI yang menyatakan bahwa perusahaan tersebut telah dapat memenuhi kewajibannya maka perusahaan dapat melakukan IPO kembali dan kembali terdaftar di bursa.

4.1.3 Kurva Kaplan-Meier

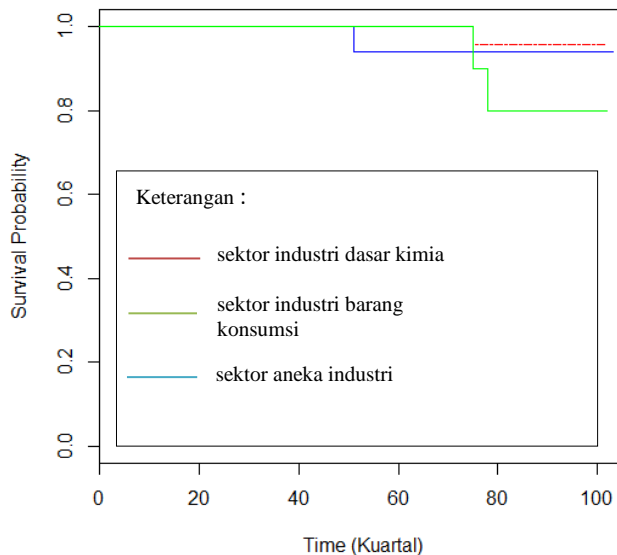
Probabilitas perusahaan dapat mempertahankan sahamnya tercatat di BEI ditunjukkan pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3 Kurva Survival *Kaplan-Meier* Seluruh Perusahaan Sektor Manufaktur Tercatat di BEI

Gambar 4.3 menunjukkan kurva survival seluruh perusahaan manufaktur tercatat di BEI. Berdasarkan Gambar 4.3 dapat diketahui bahwa perusahaan sektor manufaktur yang tercatat di BEI mampu mempertahankan sahamnya di BEI selama 103 kuartal diatas 80%. Hal tersebut juga menunjukkan bahwa efektivitas bisnis perusahaan di sektor manufaktur mampu memberikan rasa aman kepada investor dengan cukup baik.

Probabilitas perusahaan dapat mempertahankan sahamnya tercatat di BEI dikelompokkan berdasarkan tiga sektor yaitu sektor industri dasar kimia, sektor aneka industri dan sektor industri barang konsumsi ditunjukkan pada Gambar 4.4.



Gambar 4.4 Kurva Survival *Kaplan-Meier* Seluruh Perusahaan Sektor Manufaktur Tercatat di BEI Berdasarkan Sub-Sektor

Gambar 4.4 menunjukkan bahwa peluang *survival* pada ketiga sektor tersebut memiliki probabilitas untuk dapat mempertahankan sahamnya di BEI selama 26 tahun relatif sama yaitu diatas 75% dan tetap berhimpitan. Kurva industri dasar kimia dan aneka industri berhimpit dan konstan dari awal pengamatan, namun pada kuartal ke-50 perusahaan sektor aneka industri mengalami penurunan peluang *survival*, sedangkan sektor industri dasar kimia mengalami penurunan peluang *survival* pada kuartal ke-74. Untuk sektor industri makanan dan minuman terjadi penurunan yang lebih tajam daripada kedua sektor lain, dimulai pada kuartal ke-74 dan menurun kembali pada kuartal ke-80.

Uji log rank dilakukan untuk menguatkan kesimpulan bahwa peluang *survive* ketiga sub-sektor tidak berbeda. Hasil dari *log rank* yang menunjukkan nilai statistik uji sebesar 2,2 dan *p-value* sebesar 0,340. Apabila digunakan tingkat kepercayaan 90% maka didapatkan keputusan gagal tolak H_0 yang berarti tidak ada perbedaan antara kurva *survival* antara ketiga sub-sektor manufaktur.

1.7 Hasil Estimasi Paramater Model Bayesian Multiple Period Logit

Pada penelitian ini digunakan sebanyak 17 variabel yang diduga berpengaruh terhadap lama perusahaan dari sektor manufaktur tercatat di BEI. Terhapusnya suatu perusahaan dari daftar perusahaan di BEI dapat dianalisis dengan menggunakan analisis fungsi *Hazard*.

Analisis fungsi *Hazard* merupakan salah satu analisis bagian dari analisis survival. Kejadian pada analisis survival selalu mengandung variabel respon berupa data biner (0 dan 1), sehingga analisis fungsi *Hazard* dapat dikaitkan dengan analisis regresi logistik. Variabel independen yang digunakan dapat berubah nilai pengamatannya bergantung pada waktu pengamatan, sehingga analisis fungsi *Hazard* dilakukan dengan pendekatan multiple period logit.

Estimasi model multiple period logit dilakukan dengan menggunakan pendekatan Bayesian membutuhkan distribusi prior. Ada 3 distribusi prior yang digunakan pada penelitian ini, yaitu distribusi uniform, distribusi multivariate normal dan distribusi cauchy. Berdasarkan 3 distribusi prior tersebut, diperoleh 3 jenis nilai parameter dan nilai kebaikan modelnya yang didasarkan pada nilai c-indeks. Adapun hasil estimasi parameter dan interpretasi dari setiap distribusi prior yang digunakan akan dijabarkan sebagai berikut :

4.2.1 Estimasi Parameter Model dengan Improper Uniform Prior

Dalam melakukan estimasi parameter model *Hazard*, terlebih dahulu menentukan distribusi prior-nya. Pada simulasi pertama, distribusi prior untuk parameter β adalah distribusi improper uniform prior. Improper uniform prior digunakan pada saat peneliti tidak mempunyai informasi dari distribusi prior parameter model (Gelman, *et al.*, 2014).

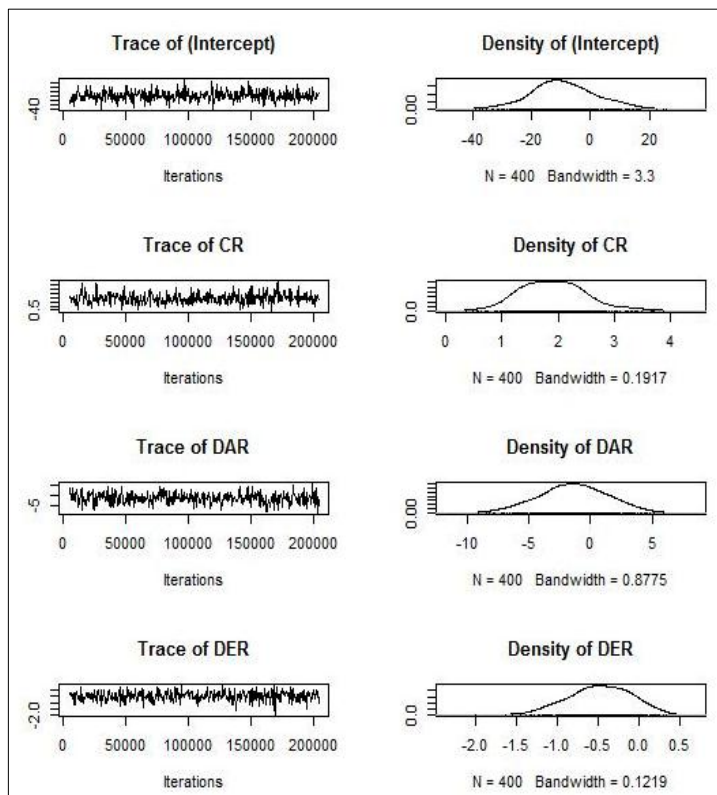
Nilai estimasi untuk setiap parameter diperoleh dengan bantuan fungsi MCMClogit yang terdapat pada MCMCPack R package. Distribusi improper uniform prior merupakan salah satu *default* pada fungsi MCMClogit. Syntax 1 adalah *inputan* yang menjadi *default* pada fungsi MCMClogit.

Syntax 1 :

```
function (formula, data = NULL, burnin = 1000, mcmc = 10000,
  thin = 1, tune = 1,1, verbose = 0, seed = NA, beta,start =
  NA,b0 = 0, B0 = 0, user,prior,density = NULL, logfun =
  TRUE,marginal,likelihood = c("none", "Laplace"), , , )
```

Dalam Syntax 1, jika pada fungsi MCMClogit digunakan *inputan* nilai $b_0 = 0$, $B_0 = 0$ dan `user,prior,density = NULL` maka distribusi prior yang digunakan untuk mengestimasi parameter adalah distribusi improper uniform prior.

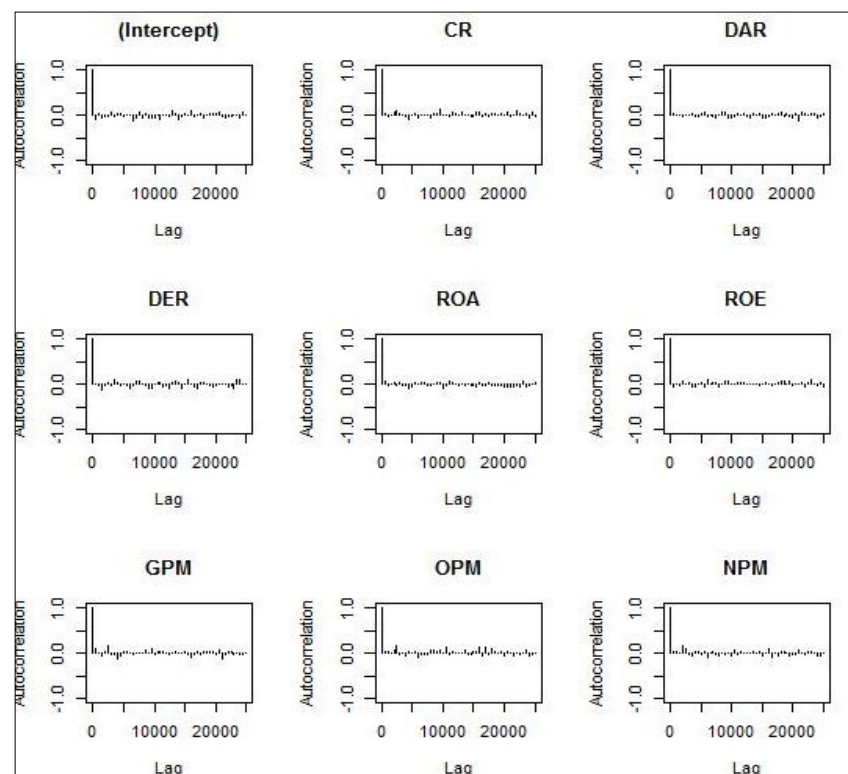
Pada penelitian ini, pembentukan model *Hazard* untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi *delisting* perusahaan sektor manufaktur yang terdaftar di BEI menggunakan tambahan perlakuan. Update *thin* yang digunakan adalah 500 dengan jumlah sampel MCMC sebesar 200000 dan jumlah *burn-in* yang digunakan sebesar 5000. Hasil estimasi parameter model disertai dengan *density* plot, *trace* plot dan ACF plot. Gambar 4.5 dan Gambar 4.6 menunjukkan *density* plot, *trace* plot dan ACF plot dari beberapa variabel penelitian dengan menggunakan keseluruhan data, yaitu data tahun 1990 sampai dengan 2015.



Gambar 4.5 Trace Plot dan Density Plot untuk Intercept, Variabel CR, DAR dan DER Hasil Estimasi Parameter model *Hazard* Menggunakan Distribusi Prior Improper Uniform

Gambar 4.5 adalah visualisasi ketika *trace* pada iterasi ke 5000. Pada gambar tersebut dapat diketahui bahwa pola rantai Markov telah stabil disekitar mean sejak *burn-in* sampai akhir iterasi yang menunjukkan bahwa parameter dari beberapa variabel tersebut telah konvergen, sehingga bisa dilakukan inferensi terhadap dugaan parameternya. Dengan nilai mean dari distribusi data sepanjang *burn-in* sampai akhir iterasi maka akan diperoleh taksiran dari parameter β yang disajikan pada Tabel 4.6. Dari Gambar 4.5 juga dapat diketahui hasil *density* plot untuk beberapa parameter β yang menunjukkan bahwa bentuk densitas posterior yang *smooth*. Sedangkan untuk *density* plot dan *trace* plot dari variabel penelitian lainnya dapat dilihat pada Lampiran 12.

Selain *density* plot dan *trace* plot, dalam melakukan estimasi juga harus memperhatikan ACF plot. ACF plot akan menunjukkan adanya efek autokorelasi pada hasil estimasi. Gambar 4.6 adalah ACF plot dari beberapa variabel penelitian



Gambar 4.6 ACF Plot untuk Intercept, Variabel CR, DAR, DER, ROA, ROE, GPM, OPM dan NPM Hasil Estimasi Parameter model *Hazard* Menggunakan Distribusi Prior Improper uniform

Jika dilihat ACF plot pada Gambar 4.6 dapat diketahui bahwa rantai Markov terlihat signifikan hanya pada lag nol. Hal ini mengakibatkan pencapaian konvergensi untuk parameter β ini akan lebih cepat tercapai. Selain itu, karena hanya pada lag nol yang signifikan maka dapat diketahui bahwa rantai Markov telah independen, Jika terdapat autokorelasi yang tinggi maka diutamakan untuk menambah jumlah iterasi dibandingkan dengan menggunakan efek *thin* tetapi dengan jumlah sampel yang lebih sedikit (Link dan Eaton, 2012). Untuk plot ACF dari variabel yang lain dalam penelitian dapat dilihat pada Lampiran 12.

Selanjutnya adalah hasil estimasi parameter model yang ditunjukkan pada tabel berikut,

Tabel 4.6 Nilai Estimasi Parameter dengan Data Pengamatan Tahun 1990-2015 Menggunakan Distribusi Prior Improper Uniform

Variabel	Mean	2,50 %	97,50%	start	sampel
(Intercept)	-8,945824	-3,010e+01	14,22071	5001	204501
CR	1,916277	8,791e-01	3,28259	5001	204501
DAR	-1,404229	-6,987e+00	3,58615	5001	204501
DER	-0,492092	-1,233e+00	0,18419	5001	204501
ROA	15,018861	-4,782e+01	77,50867	5001	204501
ROE	-0,267610	-9,291e+00	9,44436	5001	204501
GPM	40,633457	1,768e+01	69,31920	5001	204501
OPM	10,679645	-2,423e+01	2,05921	5001	204501
NPM	4,394644	-8,342e-01	9,55748	5001	204501
EBITA	21,353134	-1,162e+02	62,18136	5001	204501
STA	-3,818876	-2,801e+01	11,32441	5001	204501
ETD	-5,401578	-1,655e+01	4,07663	5001	204501
WCA	-5,965517	-1,661e+01	3,72367	5001	204501
WCLTD	-0,228921	-4,495e-01	-0,06669	5001	204501
REA	-1,109434	-3,742e+00	1,15903	5001	204501
SFA	-7,673999	-1,518e+01	-0,24793	5001	204501
IHSG	0,002913	4,998e-05	0,00654	5001	204501
BI Rate	-3,989704	-6,939e+00	-1,78731	5001	204501

Dengan menggunakan improper uniform prior diperoleh variabel yang secara signifikan mempengaruhi *delisting* perusahaan adalah variabel CR, GPM, WCLTD, SFA, IHSG dan BI Rate. Hal tersebut dapat diketahui berdasarkan nilai 2,5% sampai 97,5% yang tidak melewati nilai 0 atau bertanda sama. Selain itu, kondisi konvergen atau *steady state* tercapai saat iterasi ke 5001 atau dapat

dikatakan kondisi *burn-in* sebanyak 5000 iterasi untuk menghilangkan efek nilai inisialisasi.

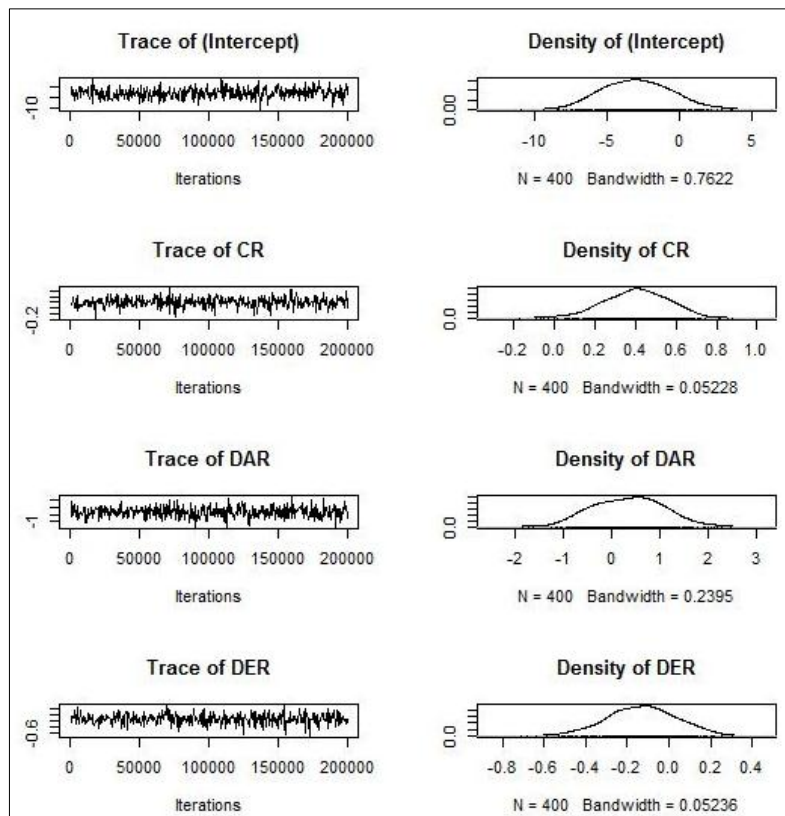
Dari beberapa variabel yang secara signifikan mempengaruhi *delisting* perusahaan terdapat 3 variabel yang belum memenuhi kaidah ekonomi, sehingga dilakukan *windowing data* yaitu dengan mengurangi data pengamatan selama 1 tahun sebelumnya. Setiap *windowing data* akan dilakukan perhitungan nilai c-index sebagai kriteria kebaikan model. Hasil nilai c-index untuk setiap *windowing data* dapat dilihat pada Tabel 4.9.

4.2.2 Estimasi Parameter Model Dengan Prior Berdistribusi Multivariate Normal

Distribusi prior yang merupakan *default* dari fungsi MCMClogit selain improper uniform prior adalah distribusi multivariate normal. Agar dapat melakukan estimasi parameter model menggunakan fungsi MCMClogit dengan prior berdistribusi multivariate normal maka dibutuhkan *inputan* nilai b_0 dan B_0 . Nilai b_0 dan B_0 adalah parameter-parameter pada distribusi multivariate normal dimana b_0 adalah b_0 dan B_0 adalah B_0^{-1} . Kedua *inputan* tersebut tidak boleh sama-sama bernilai nol (*default*). b_0 adalah vektor mean dari parameter β , sedangkan B_0 adalah presisi prior dari β . Pada penelitian ini b_0 diperoleh dari nilai estimate dari hasil estimasi univariate menggunakan fungsi glm untuk setiap parameter, sehingga b_0 adalah sebuah vektor yang jumlah barisnya sebanyak kovariate dan kolomnya adalah satu. B_0 adalah matriks persegi yang diagonalnya adalah nilai $\frac{1}{SE}$, dimana SE adalah nilai standart error dari nilai estimate pada b_0 . *Inputan* dan fungsi yang digunakan untuk menjalankan fungsi MCMClogit menggunakan distribusi multivariate normal sebagai distribusi prior dapat dilihat pada Lampiran 8.

Tambahan perlakuan seperti jumlah MCMC, nilai *burn-in* dan *thin* diberikan sama dengan fungsi MCMClogit sebelumnya. Jumlah MCMC yang digunakan adalah 200000, nilai *burn-in* adalah 5000 dan *thin* 500. Tujuan dari memperbanyak MCMC adalah agar diperoleh hasil estimasi yang tepat. Hal ini dapat diketahui melalui *trace* yang konvergen dan *density plot* yang *smooth*. Nilai

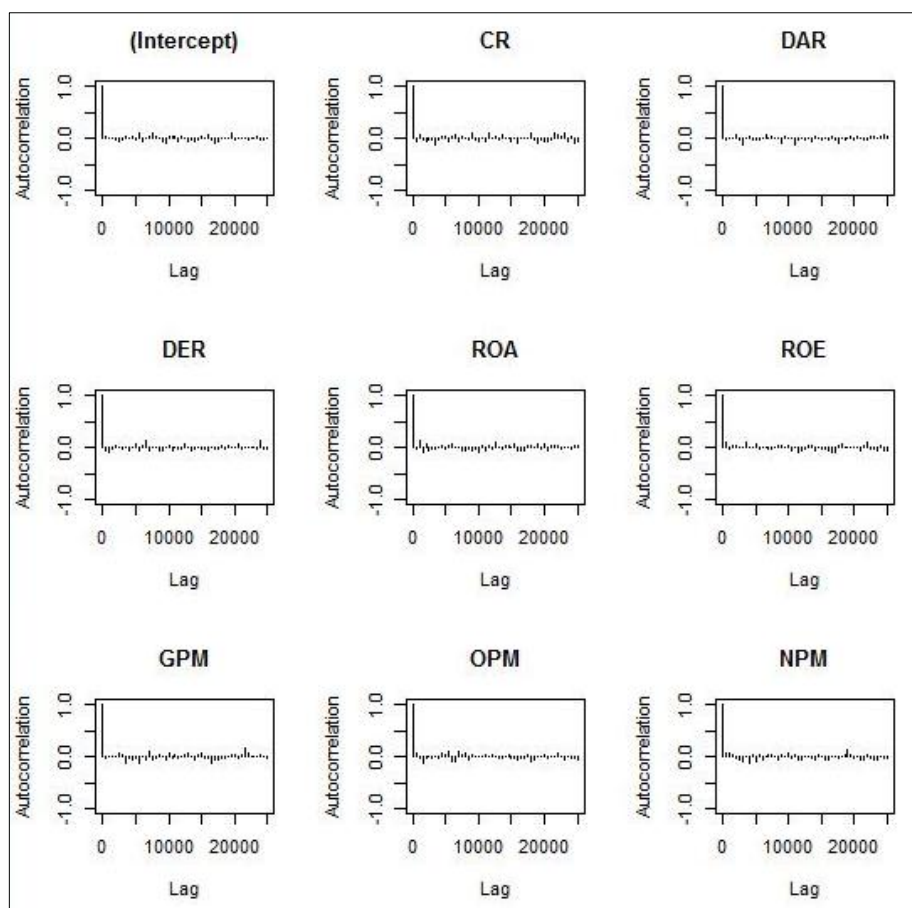
burn-in sebanyak 5000 iterasi bertujuan untuk menghilangkan efek nilai inisialisasi. Berikut ini adalah hasil *density* plot, *trace* plot dan ACF plot dari beberapa variabel penelitian menggunakan fungsi MCMClogit dengan distribusi prior multivariate normal. Gambar 4.7 adalah *trace* plot dan *density* plot untuk untuk beberapa variabel dengan menggunakan distribusi prior multivariate normal.



Gambar 4.7 Trace Plot dan Density Plot untuk Intercept, Variabel CR, DAR dan DER Hasil Estimasi Parameter model *Hazard* Menggunakan Distribusi Prior Multivariate Normal

Pada Gambar 4.7 dapat diketahui bahwa *density* plot yang dihasilkan dari fungsi MCMClogit sudah *smooth*. *Trace* plot untuk setiap variabel juga telah menunjukkan pola yang konvergen. Hal ini menunjukkan bahwa pola rantai Markov telah stabil disekitar mean sejak *burn-in* sampai akhir iterasi yang menandakan bahwa parameter dari beberapa variabel tersebut telah konvergen, sehingga bisa dilakukan inferensi terhadap estimasi parameter. Untuk plot beberapa variabel penelitian lainnya dapat dilihat pada Lampiran 13.

ACF plot merupakan salah satu bagian penting yang juga harus diperhatikan pada saat melakukan estimasi. ACF plot bertujuan untuk menunjukkan adanya efek autokorelasi pada hasil estimasi. Gambar 4.8 adalah ACF plot dari beberapa variabel penelitian dengan menggunakan distribusi prior multivariate normal.



Gambar 4.8 ACF Plot untuk Intercept, Variabel CR, DAR, DER, ROA, ROE, GPM, OPM dan NPM Hasil Estimasi Parameter model *Hazard* Menggunakan Distribusi Prior Multivariate Normal

Berdasarkan Gambar 4.8 dapat diketahui bahwa terjadi *cut-off* di lag 0. Dikarenakan hanya pada lag nol yang signifikan maka dapat diketahui bahwa rantai Markov telah independen dan nilai estimasi parameter yang dihasilkan sudah tidak mengandung autokorelasi. Untuk plot ACF dari variabel yang lain dalam penelitian dapat dilihat pada Lampiran 13.

Tabel 4.7 adalah hasil estimasi parameter dengan menggunakan keseluruhan data dengan distribusi prior yang digunakan adalah distribusi multivariate normal.

Tabel 4.7 Nilai Estimasi Parameter dengan Data Pengamatan Tahun 1990-2015 Menggunakan Distribusi Prior Multivariate Normal

Parameter	Mean	2,50 %	97,50%	start	sampel
Intercept	-2933988	-7,130e+00	1,93002	1001	200501
CR	0,403205	5,951e-02	0,68394	1001	200501
DAR	0,355160	-1,009e+00	1,78696	1001	200501
DER	-0,132698	-4,691e-01	0,17945	1001	200501
ROA	-2,355477	-7,114e+00	2,25525	1001	200501
ROE	-0,734815	-3,080e+00	1,59998	1001	200501
GPM	3,660618	1,877e-02	7,02344	1001	200501
OPM	-1,604544	-3,600e+00	0,28884	1001	200501
NPM	0,123364	-1,191e+00	1,31178	1001	200501
EBITA	-12,578364	-1,915e+01	-6,19228	1001	200501
STA	-8,777796	-1,310e+01	-4,03977	1001	200501
ETD	0,117465	-2,628e+00	2,79564	1001	200501
WCA	-0,275749	-1,929e+00	1,54681	1001	200501
WCLTD	-0,010790	-9,310e-02	0,06656	1001	200501
REA	-0,439753	-1,363e+00	0,45185	1001	200501
SFA	-4,573523	-8,033e+00	-0,98218	1001	200501
IHSG	0,001286	-3,205e-05	0,00284	1001	200501
BI Rate	-1,565009	-2,730e+00	-0,61161	1001	200501

Dengan menggunakan multivariate normal prior diperoleh variabel yang secara signifikan mempengaruhi *delisting* perusahaan adalah variabel CR, GPM, EBITA, STA, SFA, dan BI Rate. Hal tersebut dapat diketahui berdasarkan nilai 2,5% sampai 97,5% yang tidak melewati nilai 0 atau bertanda sama. Selain itu, kondisi konvergen tercapai saat iterasi ke 1001 atau dapat dikatakan kondisi *burn-in* sebanyak 1000 iterasi untuk menghilangkan efek nilai inisialisasi.

Dari beberapa variabel yang secara signifikan mempengaruhi *delisting* perusahaan terdapat dua variabel yang belum memenuhi kaidah ekonomi, sehingga dilakukan *windowing data*. Setiap *windowing data* maka dilakukan perhitungan nilai c-index sebagai kriteria kebaikan model. Hasil nilai c-index untuk setiap *windowing data* dapat dilihat pada Tabel 4.9. Model yang baik adalah model dengan nilai c-index yang semakin mendekati nilai 100%.

4.2.3 Estimasi parameter model dengan prior berdistribusi Cauchy

Fungsi MCMClogit digunakan untuk mendapatkan nilai estimasi parameter model sehingga dapat diketahui faktor-faktor yang secara signifikan

mempengaruhi *delisting* perusahaan. Gelman (2008) mengusulkan untuk menggunakan distribusi prior Cauchy (0, 0,25) pada analisis regresi logistik dengan menggunakan pendekatan Bayesian.

Distribusi Cauchy bukan merupakan *default* prior pada fungsi MCMClogit, sehingga untuk memanfaatkan distribusi cauchy sebagai distribusi prior, dibutuhkan *input*-an tambahan yang menyatakan `user,prior,density ≠ NULL`. Syntax 2 adalah contoh fungsi tambahan dan *input*-an yang digunakan untuk menjalankan fungsi MCMClogit dengan distribusi Cauchy sebagai distribusi prior.

Syntax 2 :

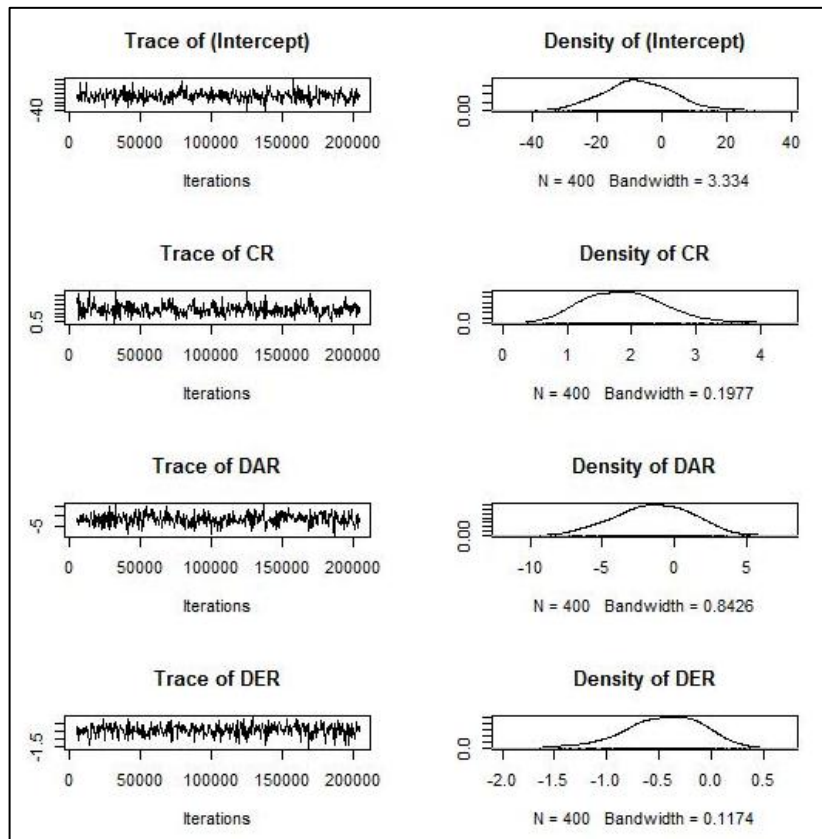
```
#cauchy prior
logpriorfun = function(beta, location, scale){
  sum(dcauchy(beta, location, scale))
}

model,mcmcdata= MCMClogit(Y ~ CR + DAR + DER + ROA + ROE
+ GPM + OPM +NPM + EBITA + STA + ETD + WCA + WCLTD + REA
+ SFA + IHSG +BI,Rate,thin=500,
burnin=5000,mcmc=200000,data=data,
user,prior,density=logpriorfun,logfun=TRUE,location=0,
scale=2,5)
```

Dalam Syntax 2, pembentukan distribusi Cauchy diberi inisial logpriorfun. Logpriorfun merupakan sebuah fungsi dimana variabel randomnya adalah beta yang berdistribusi Cauchy dengan parameter lokasi dan parameter skala. Pada fungsi Logpriorfun, beta merupakan nilai yang diperoleh dari estimasi parameter dengan menggunakan metode glm. Keterangan `logfun=TRUE` menyatakan bahwa likelihood dari densitas tersebut di-log-kan, sehingga operasi perkalian pada likelihood data berubah menjadi operasi penjumlahan. Penjumlahan likelihood data tersebut dapat diketahui dari fungsi `sum` pada logpriorfun.

Pada model ini dilakukan update *thin* 500 dengan jumlah sampel MCMC sebesar 200000. Penentuan initial value dalam pembentukan model *Hazard* terkadang kurang tepat sehingga terjadi penyimpangan rantai pada awal-awal iterasi, oleh karena itu dalam melakukan inferensi model *Hazard* dengan MCMC perlu dilakukan *burn-in* pada iterasi awal sampai menjamin bahwa kecenderungan konvergensi tercapai. Jumlah *burn-in* yang digunakan pada penelitian ini adalah 5000.

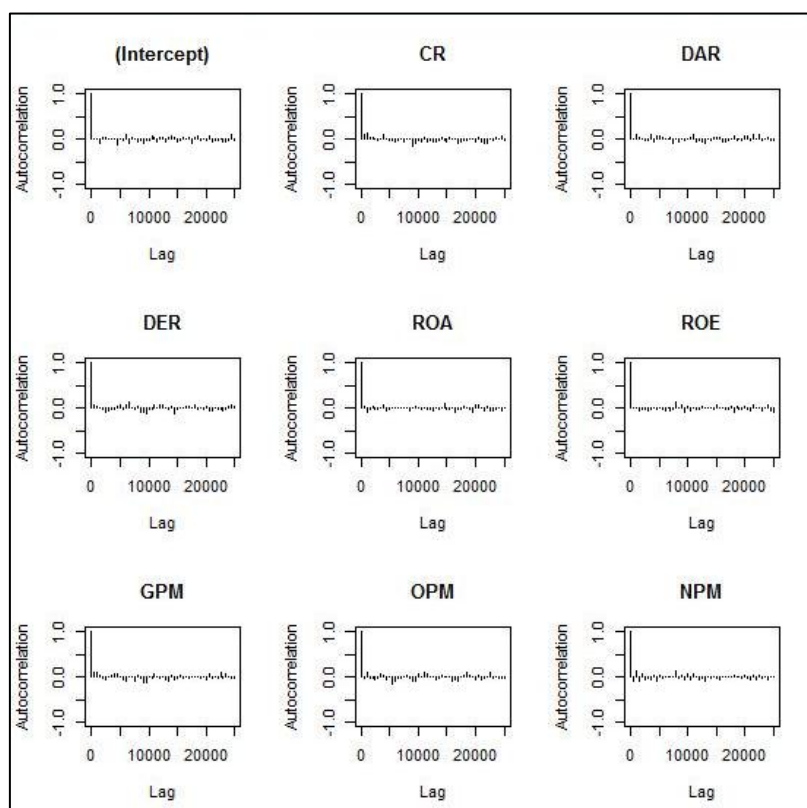
Berikut ini adalah hasil *density* plot, *trace* plot dan ACF plot dari beberapa variabel penelitian dengan menggunakan keseluruhan data, yaitu data tahun 1990 sampai dengan 2015.



Gambar 4.9 Trace Plot dan Density Plot untuk Intercept, Variabel CR, DAR dan DER Hasil Estimasi Parameter model *Hazard* Menggunakan Distribusi Prior Cauchy

Gambar 4.9 adalah visualisasi ketika *trace* pada iterasi ke 5000. Pada Gambar 4.9 dapat diketahui bahwa pola rantai Markov telah stabil disekitar mean sejak *burn-in* sampai akhir iterasi. Hal ini menunjukkan bahwa parameter dari beberapa variabel tersebut telah konvergen, sehingga bisa dilakukan inferensi terhadap dugaan parameternya. Dengan nilai mean dari distribusi data sepanjang *burn-in* sampai akhir iterasi maka akan diperoleh taksiran dari parameter β yang disajikan pada Tabel 4.8. Dari Gambar 4.5 juga dapat diketahui hasil *density* plot untuk beberapa parameter β yang menunjukkan bahwa bentuk densitas posterior telah *smooth*. Sedangkan untuk *density* plot dan *trace* plot dari variabel penelitian lainnya dapat dilihat pada Lampiran 14.

Gambar 4.10 adalah ACF plot dari beberapa variabel penelitian yang menunjukkan adanya efek autokorelasi pada hasil estimasi. Pada Gambar 4.10 dapat diketahui bahwa rantai Markov terlihat signifikan hanya pada lag nol. Hal ini mengakibatkan pencapaian konvergensi untuk parameter β ini akan lebih cepat tercapai. Selain itu, karena hanya pada lag nol yang signifikan maka dapat diketahui bahwa rantai Markov telah independen. Jika terdapat autokorelasi yang tinggi maka diutamakan untuk menambah jumlah iterasi dibandingkan dengan menggunakan efek *thinning* tetapi dengan jumlah sampel yang lebih sedikit (Link dan Eaton, 2012). Untuk plot ACF dari variabel yang lain dalam penelitian dapat dilihat pada Lampiran 14.



Gambar 4.10 ACF Plot untuk Intercept, Variabel CR, DAR, DER, ROA, ROE, GPM, OPM dan NPM Hasil Estimasi Parameter model *Hazard* Menggunakan Distribusi Prior Cauchy

Tabel 4.8 menunjukkan nilai estimasi parameter dengan data pengamatan tahun 1990-2015 menggunakan distribusi prior cauchy. Dengan menggunakan distribusi Cauchy sebagai distribusi prior, maka diperoleh variabel yang secara signifikan mempengaruhi *delisting* perusahaan adalah variabel CR, GPM,

WCLTD, IHSG dan BI Rate. Hal tersebut dapat diketahui berdasarkan nilai 2,5% sampai 97,5% yang tidak melewati nilai 0 atau bertanda sama. Selain itu, kondisi konvergen tercapai saat iterasi ke 5001 atau dapat dikatakan kondisi *burn-in* sebanyak 5000 iterasi untuk menghilangkan efek nilai inisialisasi.

Dari beberapa variabel yang secara signifikan mempengaruhi *delisting* perusahaan terdapat 3 variabel yang belum memenuhi kaidah ekonomi, Sehingga dilakukan *windowing data*. Setiap dilakukan *windowing data* maka dilakukan perhitungan nilai c-index sebagai kriteria kebaikan model, Hasil nilai c-index untuk setiap *windowing data* dapat dilihat pada Tabel 4.9.

Tabel 4.8 Nilai Estimasi Parameter dengan Data Pengamatan Tahun 1990-2015 Menggunakan Distribusi Prior Cauchy

Variabel	Mean	2,50 %	97,50%	start	sampel
(Intercept)	-7,197567	-2,741e+01	15,523418	5001	204501
CR	1,887574	7,946e-01	3,233263	5001	204501
DAR	-1,434405	-6,781e+00	3,245900	5001	204501
DER	-0,452183	-1,271e+00	0,154910	5001	204501
ROA	13,014507	-4,956e+01	79,019551	5001	204501
ROE	-0,317494	-9,153e+00	8,838643	5001	204501
GPM	39,395885	1,482e+01	71,455993	5001	204501
OPM	-9,578503	-2,234e+01	2,685408	5001	204501
NPM	3,765742	-1,404e+00	8,953858	5001	204501
EBITA	-17,018546	-1,152e+02	61,409037	5001	204501
STA	-5,512886	-2,957e+01	11,559587	5001	204501
ETD	-4,892953	-1,615e+01	3,692765	5001	204501
WCA	-6,044395	-1,565e+01	3,268135	5001	204501
WCLTD	-0,227124	-4,680e-01	-0,057881	5001	204501
REA	-0,936409	-3,495e+00	1,382145	5001	204501
SFA	-7,240809	-1,584e+01	0,140155	5001	204501
IHSG	0,002557	1,532e-04	0,005558	5001	204501
BI Rate	-3,925262	-6,505e+00	-1,643700	5001	204501

4.3 Pemodelan *Delisting* Perusahaan Manufaktur di BEI dengan Bayesian Multiple Period Logit

Model *delisting* perusahaan manufaktur di BEI ditentukan berdasarkan model terbaik. Kriteria kebaikan model pada penelitian ini menggunakan nilai c-index. Nilai c-index mengukur keterurutan yang baik dengan menyelesaikan kendala, dan pelanggaran yang disebabkan oleh missranking antara pasangan

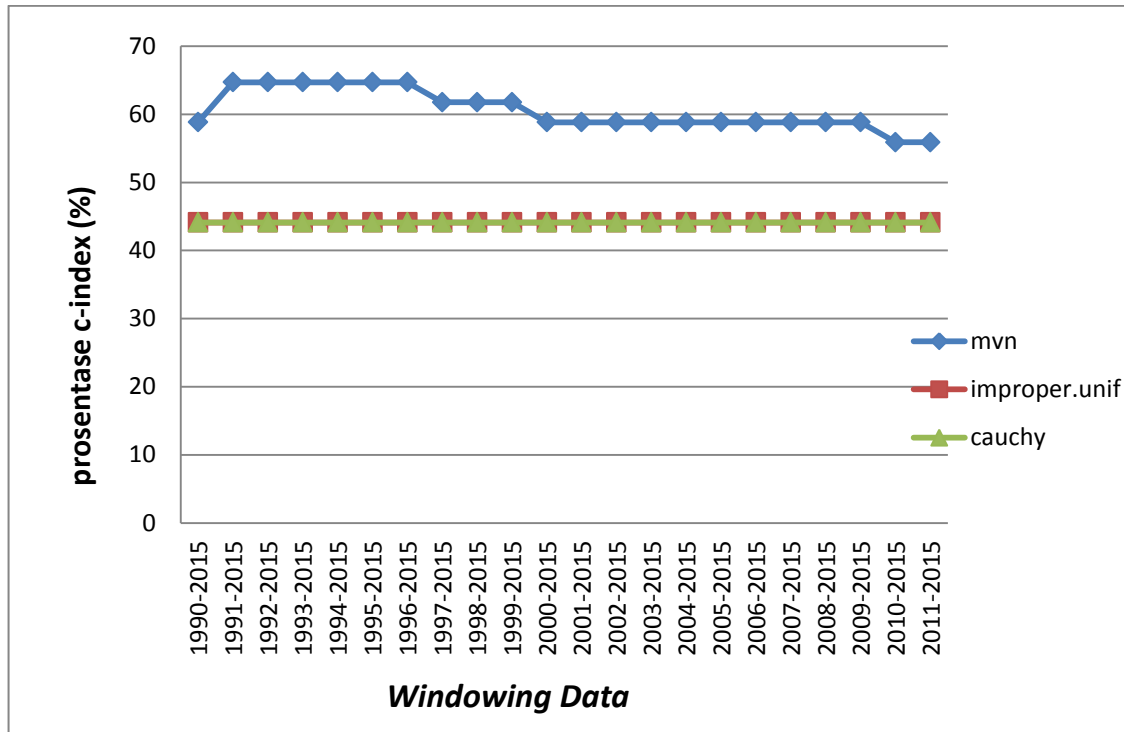
observasi (Van Belle *et al.*, 2010a). Perusahaan yang mempunyai survival time lebih tinggi seharusnya mempunyai peluang *Hazard* yang lebih kecil. Begitupula sebaliknya, perusahaan yang mempunyai survival time yang rendah seharusnya mempunyai peluang *Hazard* yang lebih besar. Semakin besar nilai c-index akan memberikan performansi yang semakin baik (Mahjub *et al.*, 2016).

Pada tahap windowing data dilakukan perhitungan nilai c-index untuk setiap distribusi prior yang digunakan, *Windowing data* dilakukan dengan mengurangi data pengamatan selama setahun dan seterusnya hingga tahun 2010. Tabel 4.9 menunjukkan nilai c-indes yang dihasilkan dari proses *windowing data*.

Tabel 4.9 Nilai c-index Untuk Setiap Tahap *Windowing data*

Tahun Pengamatan	Jumlah data Pengamatan	Distribusi Prior		
		Improper Uniform	Multivariate Normal	Cauchy
1990-2015	5458	44,11765	58,82353	44,11765
1991-2015	5434	44,11765	64,70588	44,11765
1992-2015	5353	44,11765	64,70588	44,11765
1993-2015	5245	44,11765	64,70588	44,11765
1994-2015	5119	44,11765	64,70588	44,11765
1995-2015	4969	44,11765	64,70588	44,11765
1996-2015	4797	44,11765	64,70588	44,11765
1997-2015	4616	44,11765	61,76471	44,11765
1998-2015	4421	44,11765	61,76471	44,11765
1999-2015	4221	44,11765	61,76471	44,11765
2000-2015	4020	44,11765	58,82353	44,11765
2001-2015	3812	44,11765	58,82353	44,11765
2002-2015	3596	44,11765	58,82353	44,11765
2003-2015	3370	44,11765	58,82353	44,11765
2004-2015	3138	44,11765	58,82353	44,11765
2005-2015	2902	44,11765	58,82353	44,11765
2006-2015	2666	44,11765	58,82353	44,11765
2007-2015	2426	44,11765	58,82353	44,11765
2008-2015	2183	44,11765	58,82353	44,11765
2009-2015	1916	44,11765	58,82353	44,11765
2010-2015	1648	44,11765	55,88235	44,11765
2011-2015	1376	44,11765	55,88235	44,11765

Jika Tabel 4.9 disajikan pada diagram yang menunjukkan nilai c-index setiap hasil *windowing data* pada setiap distribusi prior, maka diperoleh hasil plot seperti pada Gambar 4.11 .



Gambar 4.11 Plot C-index Pada Setiap Tahap *Windowing data*

Berdasarkan Tabel 4.9 dan Gambar 4.11 dapat diketahui bahwa nilai c-index dari *windowing data* dengan menggunakan distribusi prior multivariate normal selalu lebih tinggi dibanding dengan distribusi prior improper uniform dan distribusi prior cauchy. Nilai c-index tertinggi ditunjukkan dari hasil *windowing data* pada data pengamatan tahun 1991-2015, 1992-2015, 1993-2015, 1994-2015, 1995-2015 dan 1996-2015 dengan nilai c-index sebesar 64,71%. Bagian yang membedakan dari *windowing data* dengan nilai c-index tertinggi diatas adalah jumlah data yang diamati. Semakin banyak jumlah data pengamatan maka dibutuhkan waktu pengumpulan data yang lebih banyak. Selain itu, data dengan jumlah lebih sedikit akan lebih cepat dalam proses iterasi.

Penelitian ini merupakan pengembangan dari penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Hardianto (2016). Pada penelitian ini metode estimasi yang digunakan adalah metode estimasi dengan pendekatan Bayesian. Selain itu juga dilakukan tahapan *windowing data* yaitu pengurangan data observasi selama satu tahun sebelumnya. Penelitian yang dilakukan Hardianto (2016) menggunakan 17 variabel prediktor yang disebutkan pada Tabel 3.2 dan satu variabel tambahan yaitu variabel *Book Equity to Total Capital* (BEC) sedangkan pada penelitian ini variabel BEC tidak disertakan. Hal ini dikarenakan variabel BEC bernilai sama untuk semua pengamatan. Pada Variabel yang bernilai sama untuk semua pengamatan tidak akan memberikan pengaruh yang signifikan pada model sehingga tidak disertakan dalam pemodelan.

Model pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Hardianto (2016) menghasilkan nilai c-index sebesar 47,06%. Nilai-c-index tersebut diperoleh dari keseluruhan data pengamatan yaitu data tahun 1990-2015. Pada penelitian ini, model yang diperoleh dari metode pendekatan Bayesian dengan menggunakan distribusi prior multivariate normal dan keseluruhan data pengamatan menghasilkan nilai c-index sebesar 58,82%. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan Bayesian dapat menghasilkan model yang lebih baik bila dibandingkan dengan penelitian sebelumnya.

Pada penelitian ini model terbaik adalah hasil *windowing data* pada tahun 1996 sampai tahun 2015 dengan jumlah baris pengamatan sebanyak 4797. Pemilihan model terbaik didasarkan pada nilai c-index tertinggi yang dihasilkan dari proses *windowing data* dan pemilihan distribusi prior yang tepat. Berdasarkan Tabel 4.9 dapat diketahui bahwa distribusi multivariate normal selalu menghasilkan nilai c-index yang lebih tinggi. Selain distribusi prior, kriteria lain yang digunakan dalam menentukan model terbaik adalah jumlah data penelitian yang tepat. Hal ini dikarenakan jumlah data yang tidak terlalu tinggi akan dapat mempercepat iterasi dan waktu pengumpulan data. Tabel 4.10 adalah hasil estimasi parameter dengan menggunakan data pengamatan pada tahun 1996 sampai dengan tahun 2015 dan distribusi multivariate normal sebagai distribusi prior.

Tabel 4.10 Nilai Estimasi Parameter dengan Data Pengamatan Tahun 1996-2015 dan Distribusi Multivariate Normal Prior

Parameter	Mean	2,50 %	97,50%	Start	sampel
intercept	-7,012282	-8,408e+00	-5,647609	1001	200501
CR^(*)	0,416002	7,827e-02	0,711911	1001	200501
DAR	0,470435	-1,139e+00	1,871169	1001	200501
DER	-0,118787	-4,561e-01	0,208119	1001	200501
ROA	-1,281049	-6,058e+00	3,487217	1001	200501
ROE	-0,592085	-3,140e+00	1,558857	1001	200501
GPM^(*)	3,879433	6,634e-01	7,411274	1001	200501
OPM	-1,539610	-3,514e+00	0,487397	1001	200501
NPM	0,076012	-1,072e+00	1,123682	1001	200501
EBITA	-11,579617	-1,786e+01	-4,855057	1001	200501
STA	-8,234349	-1,266e+01	-4,360475	1001	200501
ETD	0,329286	-2,438e+00	2,954930	1001	200501
WCA	-0,265967	-1,917e+00	1,432524	1001	200501
WCLTD	-0,011346	-9,550e-02	0,063480	1001	200501
REA	-0,460730	-1,487e+00	0,482784	1001	200501
SFA	-4,507803	-7,847e+00	-1,635639	1001	200501
IHSG^(*)	0,001756	4,175e-04	0,003337	1001	200501
BI Rate	-1,279831	-2,452e+00	-0,401968	1001	200501

Ket : Variabel yang dicetak tebal adalah variabel yang signifikan

(*) adalah variabel signifikan tetapi nilai estimasi parameternya tidak sesuai dengan kaidah rasio finansial

Berdasarkan Tabel 4.10 model *Hazard* yang dapat dituliskan adalah sebagai berikut :

$$\hat{h}(t, x_i) = \frac{\hat{a}_{it}}{1 + \hat{a}_{it}} \quad (4,1)$$

dengan

$$\begin{aligned} \hat{a}_{it} = \exp(&-7,012282 + 0,416002 CR_{it} + 0,470435 DAR_{it} - 0,118787 DER_{it} - \\ &1,281049 ROA_{it} - 0,592085 ROE_{it} + 3,879433 GPM_{it} - \\ &1,539610 OPM_{it} + 0,076012 NPM_{it} - 11,579617 EBITA_{it} - \\ &8,234349 STA_{it} + 0,329286 ETD_{it} - 0,265967 WCA_{it} - \\ &0,011346 WCLTD_{it} - 0,460730 REA_{it} - 4,507803 SFA_{it} + \\ &0,001756 IHSG_t - 1,279831 BI Rate_t) \end{aligned}$$

Dari Tabel 4.10 dapat diketahui beberapa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap lama perusahaan tercatat di BEI. Antara lain variabel CR, GPM, EBITA, STA, SFA, IHSG, dan BI Rate. Hal ini dapat diketahui dari nilai interval 2,50 % sampai 97,50% yang tidak melewati nilai nol. Dari beberapa

variabel yang berpengaruh signifikan yaitu variabel CR, GPM dan IHSG memiliki nilai yang bertanda positif sebesar 0,416002, 3,879433, dan 0,001756. Artinya jika perusahaan bertahan sampai 103 kuartal maka perusahaan memiliki perubahan peluang mengalami *delisting* semakin besar. Kajian teori ekonomi yang benar menunjukkan hubungan yang sebaliknya, jika variabel CR, GPM dan IHSG meningkat maka peluang perusahaan mengalami *delisting* akan semakin kecil. Kondisi demikian menunjukkan adanya faktor multikolinieritas yang tinggi. Sering kali pada data ekonomi saham terdapat adanya faktor multikolinieritas. Hal ini dikarenakan dalam perhitungan beberapa variabel membutuhkan data yang sama. Misalkan untuk memperoleh nilai dari variabel DAR, ROA, EBITA, WCLTD, SFA, REA maka dibutuhkan pembanding yang sama yaitu jumlah asset perusahaan.

Variabel-variabel lain yang juga secara signifikan mempengaruhi *delisting* perusahaan adalah EBITA, STA, SFA, dan BI Rate. Keempat variabel tersebut bertanda negatif yang besarnya adalah 11,579617, 8,234349, 4,507803 dan 1,279831. Artinya jika perusahaan bertahan sampai dengan 103 kuartal, maka perusahaan memiliki perubahan peluang mengalami *delisting* semakin kecil. Semakin besar penambahan tiap satuan variabel EBITA, STA, SFA, dan BI Rate maka perubahan peluang perusahaan mengalami *delisting* semakin kecil.

4.4 Peluang *Hazard*, *Survive* dan *Delisting* Perusahaan Manufaktur di BEI dengan Bayesian Multiple Period Logit

Peluang kumulatif *Hazard* diperoleh dengan menjumlahkan peluang *Hazard* setiap perusahaan pada setiap kuartal hingga kuartal terakhir yang ditentukan, sedangkan untuk menghitung peluang survival diperoleh dengan menggunakan hubungan fungsi *Hazard* dan fungsi survival yang telah dijelaskan pada persamaan (2.13). Peluang *delisting* didapatkan dari hasil selisih antara 1 dengan peluang *survive*. Nilai peluang *Hazard*, *survive* dan *delisting* untuk seluruh perusahaan dapat dilihat pada Lampiran 15. Secara deskriptif, nilai peluang *Hazard*, *survive* dan *delisting* yang dihasilkan persamaan (4.1) ditunjukkan pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11 Deskripsi Statistik Peluang <i>Hazard</i> , <i>Survive</i> dan <i>Delisting</i>						
<i>Probability</i>	Statistik					
	<i>Mean</i>	Min	Q1	Median	Q3	Max
<i>Hazard</i>	0,02306	0,00000	0,00003	0,00020	0,00207	0,39428
<i>Survive</i>	0,97965	0,67417	0,99793	0,99980	0,99997	1,00000
<i>Delisting</i>	0,023035	0,00000	0,00003	0,00020	0,00207	0,32583

Berdasarkan Tabel 4.11 dapat diketahui bahwa terdapat perusahaan yang memiliki nilai *Hazard* sebesar 0,39428 dan ada pula yang nilai *Hazard* nya 0. Perusahaan dengan nilai *Hazard* lebih kecil akan lebih aman untuk berinvestasi dikarenakan perusahaan tersebut mempunyai peluang *delisting* yang kecil. Perusahaan dengan nilai *Hazard* terkecil antara lain IGAR, UNIC, PSDN, ROTI, FPNI, CPIN, dan JPFA.

Perusahaan dengan nilai *Hazard* yang besar akan mempunyai nilai *survive* yang kecil, Perusahaan tersebut juga mempunyai peluang *delisting* yang tinggi. Perusahaan yang mempunyai peluang *delisting* tinggi antar lain UNIT, ULTJ, IIKP, AKKU, PWSI, KBRI, dan DAVO. Dua perusahaan yaitu PWSI dan DAVO adalah perusahaan yang memang mengalami *delisting* sehingga wajar jika perusahaan tersebut mempunyai peluang *delisting* yang tinggi. Pada perusahaan dengan peluang *delisting* yang tinggi perlu dilakukan langkah penyelamatan dan perbaikan agar tidak sampai *delisting* dari bursa seperti perusahaan UNIT, IIKP, AKKU, dan KBRI.

KBRI merupakan perusahaan dari subsektor pulp dan paper. Perusahaan ini banyak mengalami kerugian selama beroperasi. Kerugian yang dialami pada kuartal pertama tahun 2013 sebanyak 3,01 Miliar dan semakin terperosok pada kuartal pertama tahun 2014. Perusahaan UNIT seringkali menjadi perhatian BEI karena harga sahamnya yang tidak jarang mengalami keanehan. Pada bulan Mei 2011 UNIT sempat mendapat suspensi dari pihak BEI. Perusahaan IIKP juga beberapa kali mengalami kerugian yang cukup besar. Pada 2009 IIKP mengalami kerugian operasional sebesar 9,3 Miliar kemudian mengalami kerugian lagi di tahun 2010 sebesar 8,3 Miliar. Perusahaan AKKU merupakan perusahaan yang belum lama *listing* di BEI. Perusahaan tersebut *listing* pada tahun 2004.

Urutan perusahaan ter-*delisting* didasarkan pada besarnya peluang *delisting*. Pada penelitian ini urutan perusahaan ter-*delisting* dimulai dari perusahaan UNIT, UL TJ, IIKP, AKKU, PWSI, KBRI, dan DAVO. Jika pada pernyataan sebelumnya disebutkan bahwa perusahaan PWSI dan DAVO merupakan perusahaan yang mengalami *delisting* maka urutan perusahaan yang mengalami *delisting* pada penelitian ini belum sesuai. Hal ini disebabkan nilai c-index dari model yang dihasilkan masih belum sempurna, yaitu 64,12%. Sebagaimana disebutkan bahwa nilai c-index mengukur keterurutan antara *survival time* dan peluang hazard perusahaan. Semakin mendekati sempurna nilai c-index yang dihasilkan suatu model maka akan menghasilkan urutan perusahaan ter-*delisting* yang mendekati sesuai.

(halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Penelitian ini menggunakan data laporan keuangan dari perusahaan manufaktur yang terdaftar di BEI selama kurang lebih 26 tahun. Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan dengan pendekatan Bayesian Multiple Period Logit, maka dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut :

1. Jumlah data yang diestimasi sebanyak 5458 pengamatan dan terdiri dari 77 perusahaan *survive* dan *delisting*. Analisis deskripsi data menunjukkan bahwa perbedaan karakteristik perusahaan *survive* dan *delisting* terdapat pada rasio finansial terutama pada rasio pendapatan.
2. Penelitian ini dilakukan untuk memperoleh estimasi parameter model *delisting* perusahaan dengan pendekatan bayesian multiple period logit menggunakan 3 distribusi prior. Nilai estimasi parameter model diperoleh dengan bantuan fungsi MCMClogit yang ada pada package MCMCpack pada R software. Distribusi prior yang digunakan antara lain improper uniform prior, distribusi multivariate normal (b_0, B_0^{-1}) dimana b_0 adalah vector mean parameter β yang diperoleh dari nilai estimate secara univariate dan B_0^{-1} adalah matriks persegi yang diagonalnya adalah $\frac{1}{SE}$, SE adalah nilai standart error dari nilai estimate pada vektor b_0 . Distribusi prior yang ketiga distribusi Cauchy(0, 2.5).
3. Model terbaik diperoleh dari estimasi parameter dengan distribusi prior multivariate normal. Hal ini menunjukkan bahwa parameter prior berdistribusi multivariate normal berpengaruh signifikan terhadap likelihood data dibandingkan dengan distribusi prior lainnya. Model terbaik ditentukan berdasarkan kriteria kebaikan c-index tertinggi dengan jumlah data pengamatan terkecil, yaitu pada *windowing data* untuk data pengamatan tahun 1996-2015.
4. Variabel yang signifikan mempengaruhi *delisting* perusahaan variabel CR, GPM, EBITA, STA, SFA, IHSG dan BI Rate.

5.2 Saran

Saran yang dapat diberikan kepada pihak BEI yaitu memperhatikan laporan keuangan perusahaan untuk setiap kuartal. Sehingga, dalam publikasinya tidak ada laporan yang tidak *ter-update*. Tujuannya adalah untuk mengurangi adanya *missing value* dalam penelitian-penelitian yang membahas tentang laporan keuangan perusahaan.

Bagi investor yang akan berinvestasi di perusahaan manufaktur yang tercatat di BEI hendaklah memperhatikan faktor-faktor yang secara signifikan mempengaruhi *delisting* perusahaan. Seperti yang telah dilakukan pada penelitian ini, yaitu faktor CR, GPM, STA, EBITA, SFA, IHSG, dan BI Rate

Bagi peneliti selanjutnya diharapkan melakukan analisis dan pembahasan pada kasus *delisting* perusahaan yang terdaftar di BEI ini dengan menggunakan metode seleksi variable atau *feature selection*. Metode tersebut diharapkan dapat diperoleh pemodelan yang sesuai dengan kajian teori ekonomi dan finansial yang benar.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmed, F.E., Vos, P.W., dan Holbert, D. (2007), "Modelling Survival in Colon Cancer", *A Metodologi Review Molecular Cancer*, Vol. 6, No. 12.
- Akhmad, G. (2012), "Analysis of Financial Distress in Indonesian Stock Exchange", *Journals of Bussiness and Economics*, Hal.6-36.
- Almilia, L.S. dan Kristijadi. (2003), "Analisis Rasio Keuangan Untuk Memprediksi Kondisi Finansial Distress Perusahaan Manufaktur yang terdaftar di Bursa Efek Jakarta", *JAAI*, Vol. 7, No. 2, Hal. 183-210.
- Altman, E.I. (1968), "Financial Ratios, Discriminant Analysis And The Prediction of Corporate Bankruptcy", *Journal of Finance*, Vol.23, No. 4, Hal. 589-609.
- Atmini, S. dan Wuryan, A. (2005), "Manfaat laba dan Arus Kas untuk Memprediksi Kondisi Financial Distress pada Perusahaan Textile Mill Products dan Appareal and Other Textile Products yang Terdaftar di Bursa Efek Jakarta", *SNA VIII*, Hal. 460-474.
- Bank Indonesia, BI Rate. (2016), Diakses pada 15 Februari 2017, dari <http://www.bi.go.id/id/moneter/birate/penjelasan/Contents/Default.aspx>.
- Becker, R.A., Chambers, J.M. dan Wilks, A.R. (1988), *The New S Language*, Wadsworth and Brooks/ Cole.
- Box, G.E.P. dan Tiao. (1973), *Bayesian Inference in Statistical Analysis*. Reading, MA, Addison-wesley.
- Casella, G. dan George, E.I. (1992), "Explaining the Gibss Sampler", *The American Statistician*, Vol. 46, No. 3, Hal. 167-174.
- Cole, R.A. dan Wu, Q. (2009), *Predicting Bank Failure Using a Simple Dynamic Hazard Model*, CFR Seminar Series Library.
- Collet, D. (1994), *Modelling survival Data in Medical Research First Edition*, London : Chapman and Hall / CRC.
- Cox, D.R. dan Oakes, D. (1984), *Analysis of Survival Data*, New York : Chapman and Hall.
- Efron, B. (1988), "Logistic Regression, Survival Analysis and Kaplan Meier Curve", *Journal of The American Statistical Association*, Vol. 83, No. 402, Hal. 414-425.

- Fitriyah, I. dan Hariyati. (2013), “Pengaruh rasio keuangan terhadap financial distress pada perusahaan properti dan real estate”, *Jurnal Ilmu Manajemen I*, Hal. 760-773.
- Frank, E., Harrell, J.R., dan Kerry, L.L. (1984), “Regression Modelling Strategies for Improved Prognostic Prediction”, *Statistics in Medicine*, Vol. 3, Hal. 143-152.
- Gelman, A. dan Jakulin. (2007), “Bayes, liberal, radical or conservative ?”, *Statistical Science*, Vol. 17, Hal. 422-426.
- Gelman, A., Jakulin, A., Pittau, M.G., dan Su, Y.S. (2008), “A Weakly Informative Default Prior Distribution for Logical and Other Regression Models”, *The Annals of Applied Statistics*, Vol. 2, No. 4, Hal. 1360-1383.
- Gelman, A., Crlin, J.B., Stern, H.S., Dunson, D.B., Vehtari, A., dan Rubin, D.B. (2014), *Bayesian Data Analysis Third Edition*, London : Chapman and Hall.
- Halim, L. (2013), “Pengaruh Makro Ekonomi Terhadap *Return* Saham Kapitalisasi Besar di Bursa Efek Indonesia”, *Jurnal FINESTA*, Vol. 1, No. 2, Hal. 108-113.
- Haerdle, W. dan Prastyo, D.D. (2014), “Embedded predictor selection for Default Risk Calculation: A Southeast Asian Industry Study, in Chuen, D.L.K. and Gregoriou, G.N. (Eds.)”, *Handbook of Asian Finance*, Vol. 1, Financial Market and Sovereign Wealth Fund, Academic Press, San Diego.
- Hardianto, M.R. (2016), *Analisis Survival untuk Memodelkan Delisting Perusahaan Sektor Manufaktur yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia Menggunakan Multiperiod Logit*, Skripsi, Surabaya : ITS Surabaya.
- Hocking, R.R. (2003), *Methods and Applications of Linear Models 2nd Edition*, New Jersey : John Wiley dan Sons.
- Hosmer, D. dan Lemeshow, S. (2000), *Applied Logistic Regression, Second Edition*, New Jersey : John Wiley and Sons.
- Hosmer, D., Lemeshow, S., dan Sturdivan. (2013), *Applied Logistic Regression Third Edition*, New Jersey: John Wiley and Sons.
- IDX, Indeks Harga Saham Gabungan. (2016), Diakses pada 15 Februari 2017 dari <http://www.idx.co.id/id-id/beranda/informasi/bagiinvestor/indeks.aspx>
- Iriawan, N. 2005(a), *Laporan Hasil Pembentukan Early Warning System (EWS) Obligasi Korporasi*, Surabaya: ITS.

- Iriawan, N. 2005(b), "Manual Program New Early Warning System EWS", Surabaya:ITS.
- Iriawan, N. (2006), *Bayesian Single Parameter*, Lecture Handout : Bayesian, Departmen Statistika FMIPA ITS, Surabaya.
- Iriawan, N. (2012), *Pemodelan dan Analisis Data-Driven Volume 1*, Surabaya : ITSpress.
- Iriawan, N. dan Harlianingtyas, I. (2015), "Pemodelan Resiko Pembiayaan Griya Bank Mandiri Syariah dengan Metode Bayesian Regresi Logistik", *Prosiding Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan Matematika*, Universitas Muhammadiyah Surakarta.
- Johnson, N.L., Kotz, S. dan Balakrishnan, N. (1995), *Continuous Univariate Distributions, Volume 1, Chapter 16*, New York : Wiley
- Klienbaum, D.G. dan Klien, M. (2012), *Survival Analysis A Self-Learning Text Third Edition*, New York : Springer.
- Kneib, T. dan Fahrmeir, L. (2004), "A Mixed Model Approach for Structured Hazard Regression", *Sonderforschungsbereich 386 paper 400*, Department of Statistics, University of Munich, Munich.
- Koop, G. (2003), *Bayesian Econometrics*, England : John Willey & Sons.
- Le, C.T. (1997), *Applied survival Analysis*, New York : John Wiley and Sons, Inc.
- Link, W., dan Eaton, M. (2012), "On thinning of Chain in MCMC", *Methods in Ecology and Evaluation*, Vol.3, Hal. 112-115
- Mahjub, H., Faradmal, J., Soltanian, A.R., dan Goli, S. (2016), "Performance Evaluation of Support Vector Regression Models for Survival Analysis : A Simulation Study", *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*. Vol. 7, No. 6.
- Martin, A.D., Quinn, K.M., dan Park, J.H. (2017), Markov Chain Monte Carlo (MCMC) Package, Diakses pada 3 Maret 2017 dari <http://mcmcpack.berkeley.edu>.
- McGraw, H.F. (2015), *Imputation of Missing Company Financial Ratios: Bridging The Gap of Missing Company Financials to Estimate Credit Risk*, New York: S & P Capital IQ.
- Mengersen, K. (2009), "Modul 1 Bayesian Analysis", *Short Course on Bayesian Modeling*, Jurusan Stastistika ITS, Surabaya.

- Munawir, S. (2004), *Analisis Laporan Keuangan, Edisi Empat*, Yogyakarta: Liberty.
- Nisa, E.K. (2016), *Pemodelan Regresi Inverse Gaussian Pada Indikator Pencemaran Sungai Di Kota Surabaya*, Tesis, Surabaya : ITS Surabaya.
- Polson, N.G., Scott, J.G., dan Windle, J. (2016), BayesLogit: Bayesian logistic regression, Diakses pada 3 Maret 2017 dari <http://cran.r-project.org/web/packages/BayesLogit/index.html>. R package version 0.2-4.
- Prihadi, T. (2010), *Analisis Laporan Keuangan (Teori dan Aplikasi)*, Jakarta: PPM
- Rosvita, D. (2010), *Perkembangan Indikator Kepailitan Terhadap Perusahaan Manufaktur di Indonesia Pada Stabilitas Sistem Keuangan*, Skripsi, Fakultas Ekonomi Universitas Diponegoro Semarang.
- Rucy, Y.N. (2016), *Analisis Survival Lama Perusahaan Sektor Manufaktur Tercatat di Bursa Efek Indonesia Menggunakan Pendekatan Regresi Cox dengan Time Dependent Covariate*, Skripsi, Surabaya : ITS
- Sawir, A. (2000), *Analisis Kinerja Keuangan dan Perencanaan Keuangan Perusahaan*. Jakarta: Gramedia.
- Schraudolph, N.N., Yu, J., dan Gunter, S. (2007), "A stochastic Quasi-Newton Method for Online Convex Optimization", *Research School of Information Sciences & Engineering*, Australia
- Setiawan, Kusri, D.E. (2010), *Ekonometrika*, Yogyakarta: Penerbit Andi.
- Shumway, T. (2001), "Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model", *The Journal of Business*, Vol. 74, Hal. 101-124.
- Sorensen, D. dan Gianola, D. (2002), *Likelihood, Bayesian and MCMC Methods in Quantitative Genetics*, Springer.
- Suwito, L. (2013), "Perbandingan Ketepatan Bankruptcy Prediction Models Untuk Memprediksi Financial Distress dan Kepailitan Pada Perusahaan Manufaktur yang Terdaftar di BEI", *Jurnal Ekonomi*, Hal. 1-8.
- Van Belle, V., Pelckmans, K., Suykens, J.A.K., dan Van Huffel, S. (2010a), "Additive Least Squares Support Vector Machines", *Statistics in Medicine*, 29(2) : 296-308.

- Van Belle, V., Pelckmans, K., Suykens, J.A.K., dan Van Huffel, S. (2011), "Support vector methods for survival analysis : a comparison between ranking and regression approaches", *Artificial Intelligence in Medicine*, 53 107-118.
- Wei, W. (2006), *Time Series Analysis : Univariate and Multivariate*, USA : Pearson Education
- Wong, M.C.M., Lam, K.F., dan Lo, E.C.M. (2005), "Bayesian analysis of clustered interval-censored data", *Journal of Dental Research*, 84(9), Hal. 817-821.
- Zu'amah, S. (2005), "Perbandingan Ketepatan Klasifikasi Model Prediksi Kepailitan Berbasis AkruaI dan Berbasis Aliran Kas", *SNA VIII*, Hal. 441-459.

(halaman ini sengaja dikosongkan)

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, mahasiswa Departemen Statistika FMIPA ITS:

Nama : Titis Miranti
NRP : 1315 2012 09
Program Studi : Magister Statistika

menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tesis ini merupakan data sekunder yang diambil kemudian diolah dari publikasi lainnya, yaitu:

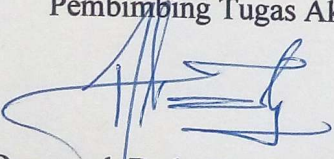
Sumber : Indonesia Capital Market Directory (www.icamel.id)
Keterangan : Data berupa laporan keuangan perusahaan sektor manufaktur yang diolah menjadi rasio finansial oleh Hardianto (2016) dan Rucy (2016)

Surat pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data maka saya siap menerima sanksi sesuai aturan yang berlaku.

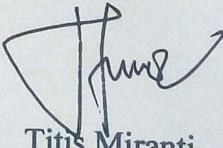
Surabaya, Juli 2017

Mengetahui

Pembimbing Tugas Akhir


Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si
NIP. 19831204 200812 1 002

Mahasiswa


Titis Miranti
NRP. 1315 2012 09

LAMPIRAN

Lampiran 1. Daftar Nama Perusahaan Survive Yang Digunakan Untuk Penelitian Pada Sektor Manufaktur Yang Tercatat di BEI

Subsektor	Kode
Animal Husbandry	CPIN
	JPFA
	MAIN
	SIPD
Ceramic, Glass & Porselen	AMFG
	ARNA
	IKAI
	MLIA
	TOTO
Chemical	BRPT
	BUDI
	DPNS
	EKAD
	ETWA
	INCI
	SOBI
	SRSN
	TPIA
	UNIC
Food and Beverage	ADES
	AISA
	ALTO
	CEKA
	DLTA

Lampiran 1. Daftar Nama Perusahaan Survive Yang Digunakan Untuk Penelitian
Pada Sektor Manufaktur Yang Tercatat di BEI (Lanjutan 1)

Subsektor	Kode
Food and Beverage	ICBP
	INDF
	MLBI
	MYOR
	PSDN
	ROTI
	SKBM
	SKLT
	STTP
	ULTJ
Foot Wear	BATA
	BIMA
Plastic & Packaging	AKKU
	AKPI
	APLI
	BRNA
	FPNI
	IGAR
	IIKP
	IPOL
	SIAP
	SIMA
	TALF
	TRST
	YPAS

Lampiran 1. Daftar Nama Perusahaan Survive Yang Digunakan Untuk Penelitian
Pada Sektor Manufaktur Yang Tercatat di BEI (Lanjutan 2)

Subsektor	Kode
Pulp & Papaer	ALDO
	DAJK
	FASW
	INKP
	INRU
	KBRI
	SPMA
	TKIM
Textile & Garment	ADMG
	ARGO
	CNTX
	ERTX
	ESTI
	HDTX
	INDR
	MYTX
	PBRX
	POLY
	RICY
	SRIL
	SSTM
	STAR
	TFCO
	TRIS
	UNIT

Lampiran 2. Daftar Nama Perusahaan Delisting dan Relisting Yang Digunakan Untuk Penelitian Pada Sektor Manufaktur Yang Tercatat di BEI

Status	Subsektor	Kode
<i>Delisting</i>	Food & Beverage	DAVO
	Animal Husbandry	MBAI
	Food & Beverage	PWSI
	Foot Wear	SIMM
<i>Relisting</i>	Food & Beverage	TALF
	Ceramic, Glass & Porselen	KIAS

Lampiran 3. Data Rasio Finansial Dan Indikator Makro Ekonomi Untuk 73 Perusahaan *Survive* dan 4 Perusahaan *Delisting*

Sektor	Sub. Sektor	ID	Emiten	Delisted	Y	T	CR	...	BI.Rate
3	2	1	AMFG	0	0	23	0.6743	...	14.26
3	2	1	AMFG	0	0	24	1.2862	...	13.99
3	2	1	AMFG	0	0	25	1.3960	...	13.97
3	2	1	AMFG	0	0	26	1.2718	...	13.99
3	2	1	AMFG	0	0	27	1.1710	...	13.95
3	2	1	AMFG	0	0	28	0.9376	...	13.38
3	2	1	AMFG	0	0	29	0.9148	...	11.66
3	2	1	AMFG	0	0	30	2.1674	...	10.62
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
5	1	77	DAVO	1	0	92	1005.18	...	5.75
5	1	77	DAVO	1	0	93	NA	...	5.75
5	1	77	DAVO	1	0	94	2790.46	...	5.83
5	1	77	DAVO	1	0	95	2038.14	...	6.67
5	1	77	DAVO	1	0	96	999.92	...	7.33
5	1	77	DAVO	1	1	97	1438.44	...	7.5

Lampiran 4. Data Rasio Finansial Dan Indikator Makro Ekonomi Untuk 2

Perusahaan *Relisting*

Sektor	Sub. Sektor	ID	Emiten	Delisted	Y	T	CR	...	BI.Rate
3	2	79	KIAS	0	17	-239	1.811	...	8.5
3	2	79	KIAS	0	18	-242	1.915	...	9.44
3	2	79	KIAS	0	19	-245	1.918	...	11.04
3	2	79	KIAS	0	20	-248	2.448	...	12.2
3	2	79	KIAS	0	21	-251	2.139	...	13.62
3	2	79	KIAS	0	22	-254	1.823	...	14.61
3	2	79	KIAS	0	23	-257	1.198	...	14.62
3	2	79	KIAS	0	24	-260	0.684	...	13.99
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
3	5	26	TALF	0	98	23	3.962	...	7.5
3	5	26	TALF	0	99	31	3.081	...	7.5
3	5	26	TALF	0	100	43	3.693	...	7.5
3	5	26	TALF	0	101	7	4.113	...	7.75
3	5	26	TALF		102	10	4.840		7.5
3	5	26	TALF		103	18	4.996		7.5

Keterangan :

Sektor 3 : Sektor Industri Dasar Kimia

Sektor 4 : Sektor Aneka Industri

Sektor 5 : Sektor Industri barang Konsumsi

Subsektor 2 : Subsektor *Ceramic, Glass, & Porselen*

Subsektor 4 : Subsektor *Chemical*

Subsektor 5 : Subsektor *Plastic & Packaging*

Subsektor 6 : Subsektor *Animal Husbandry*

Subsektor 8 : subsektor *Pulp & Paper*

Subsektor 3 : Subsektor *Foot Wear*

Subsektor 4 : Subsektor *Textile & Garment*

Subsektor 1 : Subsektor *Food & Beverage*

Id : Nomor Urut Perusahaan

T : Waktu *Survival*

Y : Status Perusahaan (0 = *survive*, 1 = *delisting*)

Lampiran 5. Syntag R Kurva Survival Kaplan-Meier Untuk Semua Sektor

```
library(survival)
#KURVA KAPLAN MEIER SEMUA DATA
Data = read.csv("KM.csv")

kurvaKM = survfit(Surv(Time, Status) ~1, data=Data)
plot(kurvaKM, conf.int="none", col = 'red', xlab = "Time (Kuartal)",
ylab = 'Survival Probability', main="Kaplan Meier Curve For Delisted Company")
```

Lampiran 6. Syntag R Kurva Survival Kaplan-Meier Untuk Masing-Masing Sektor

```
#KURVA KAPLAN MEIER MASING-MASING SEKTOR #REQUIRE survial
PACKAGE
data1=Data[with(Data, sektor ==3),]
data2=Data[with(Data, sektor ==4),]
data3=Data[with(Data, sektor ==5),]
fit1=survfit(Surv(Time,Status)~1,data=data1)
fit2=survfit(Surv(Time,Status)~1,data=data2)
fit3=survfit(Surv(Time,Status)~1,data=data3)

win.graph()
plot(fit1, conf.int="none", col = 'red', lty=6, xlab = "Time (Kuartal)",
ylab = 'Survival Probability', main="Kaplan Meier Curve For Delisted Company")
lines (fit2, conf.int="none", col='blue')
lines (fit3, conf.int="none", col='green')
```

Lampiran 7. Syntag R. Estimasi Parameter Model dengan Distribusi Improper
Uniform Prior untuk data 1990-2015 (fulldata)

```
library(MCMCpack)
library(coda)
library(MASS)

data=read.csv("DataClean.csv")
#improper uniform prior
model.mcmcdata= MCMClogit(Y ~ CR + DAR + DER + ROA + ROE + GPM + OPM
+NPM + EBITA + STA
+ ETD + WCA + WCLTD + REA + SFA + IHSG +BI.Rate , b0=0, B0=0,thin=500,
burnin=5000, mcmc=200000,data=data)
summary(model.mcmcdata)
plot(model.mcmcdata)

win.graph()
autocorr.plot(model.mcmcdata, lag.max=50, auto.layout = TRUE, ask=TRUE)
```

Lampiran 8. Syntag R. Estimasi Parameter Model dengan Distribusi Normal
Prior

```
library(MCMCpack)
library(coda)
library(MASS)
data=read.csv("DataClean.csv")

b0=matrix(c(-2.87528,0.3701,0.2871,-0.1185,-3.4641,-0.7010,0.7068,-3.4175,-
1.3644,-14.1764,-10.0718,-0.9848,-0.5042,-0.002698,-1.1155,-5.9933,0.0008645,-
1.5608),18,1)
B0=diag(c(0.134274,7.745933,1.152339,7.220216,0.154734,0.559346,0.283712,0.73
6214,1.595405,0.095709,0.196024,0.381795,1.047230,26.313019,2.281542,0.313185
,2424.2424,1.236399))

model.mcmcnorm1= MCMClogit(Y ~ CR + DAR + DER + ROA + ROE + GPM +
OPM +NPM + EBITA + STA + ETD + WCA + WCLTD + REA + SFA + IHSG
+BI.Rate,thin=500,b0=b0, B0=B0, burin=5000, mcmc=200000,data=data)
summary(model.mcmcnorm1)

plot(model.mcmcnorm1)
win.graph()
autocorr.plot(model.mcmcnorm1, lag.max=50, auto.layout = TRUE, ask=TRUE)
```

Lampiran 9. Syntag R. Estimasi Parameter Model dengan Distribusi Cauchy Prior

```
library(MCMCpack)
library(coda)
library(MASS)
data=read.csv("DataClean.csv")
#cauchy prior
logpriorfun = function(beta, location, scale){
  sum(dcauchy(beta, location, scale))
}
model.mcmcdata= MCMClogit(Y ~ CR + DAR + DER + ROA + ROE + GPM + OPM
+NPM + EBITA + STA + ETD + WCA + WCLTD + REA + SFA + IHSG
+BI.Rate,thin=500, burnin=5000,mcmc=200000,data=data,
user.prior.density=logpriorfun,logfun=TRUE, location=0, scale=2.5)
summary(model.mcmcdata)
plot(model.mcmcdata)
win.graph()
autocorr.plot(model.mcmcdata, lag.max=50, auto.layout = TRUE, ask=TRUE)
```

Lampiran 10. Syntag R. menghitung hazard dan survival

```
#menghitung hazard dan survival dari data pengamatan tahun 1996-2015

dt=as.matrix(data)
dt2=dt[,c(28,9,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,25,26,27)] #kolom kovariate
dt3=as.numeric(dt2)
dt4=matrix((dt3),4797,18) #jumlah data sudah tereduksi

dt5=matrix(c(-7.012282,0.416002,0.470435,-0.118787,-1.281049,-
0.592085,3.879433,-1.539610,0.076012,
-11.579617,-8.234349,0.329286,-0.265967,-0.011346,-0.460730,-
4.507803,0.001756,-1.279831),18,1) #nilai b0,beta yng signifikan
sigma_beta=dt4%*%dt5 #nilai b0+b1x1+...

u=vector(length=nrow(data))
for (i in 1:nrow(data)){
  u[i]= exp(sigma_beta[i])/(1+exp(sigma_beta[i]))
}
```

Lampiran 10. Syntag R. menghitung hazard dan survival (Lanjutan)

```
head(u)
h=vector(length=77)
s=vector(length=77)
hhh=cbind(data[,3],u)
hhh=as.matrix(hhh)
head(hhh)

for (i in 1:77){
h[i]=sum(hhh[which(hhh[,1]==i),2])
}
h
for (i in 1:77){
s[i]=exp(-h[i])
}
s
```

Lampiran 11. Syntag R. Menghitung Nilai C-index (data tahun 1996-2015)

```
data=read.csv("cindeks.csv")
dt=as.matrix(h)
Time=as.matrix(data$survival.time)
delta=as.matrix(data$status)

prog.c = combn(dt,2)
time.c = combn(Time,2)
delta.c = combn(delta,2)

prog.c_1 = cbind(t(prog.c)[,1])
prog.c_2 = cbind(t(prog.c)[,2])
beda_prog.c = (1-prog.c_2) - (1-prog.c_1)

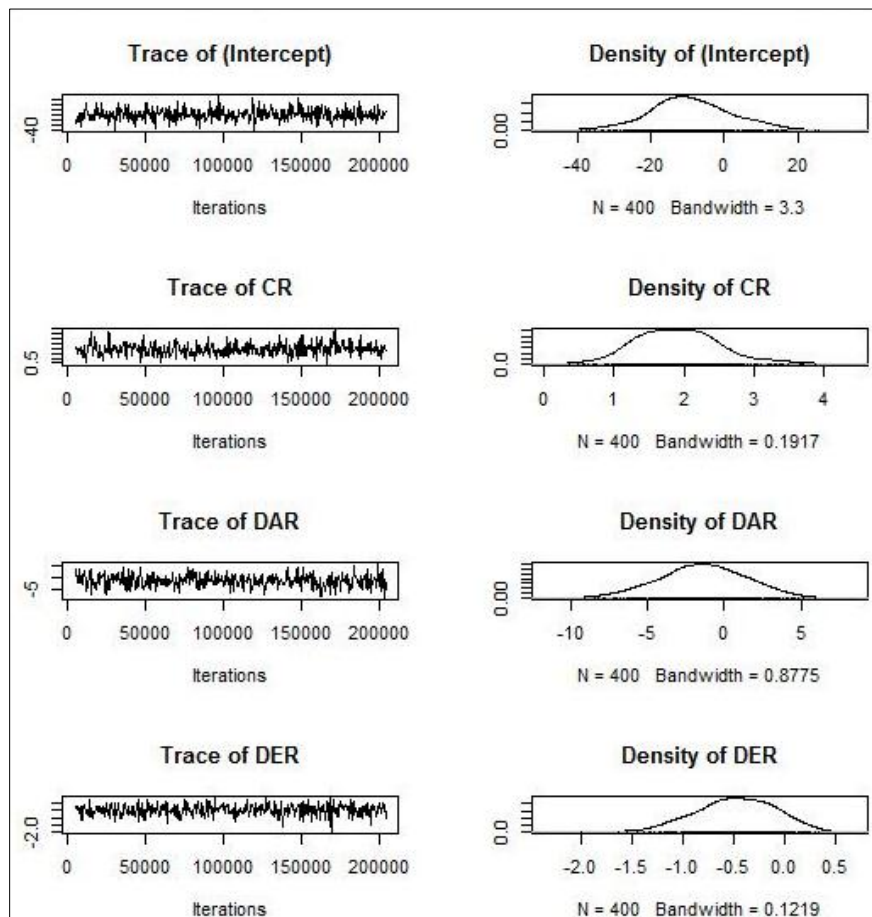
time.c_1 = cbind(t(time.c)[,1])
time.c_2 = cbind(t(time.c)[,2])
beda_time.c = time.c_2 - time.c_1

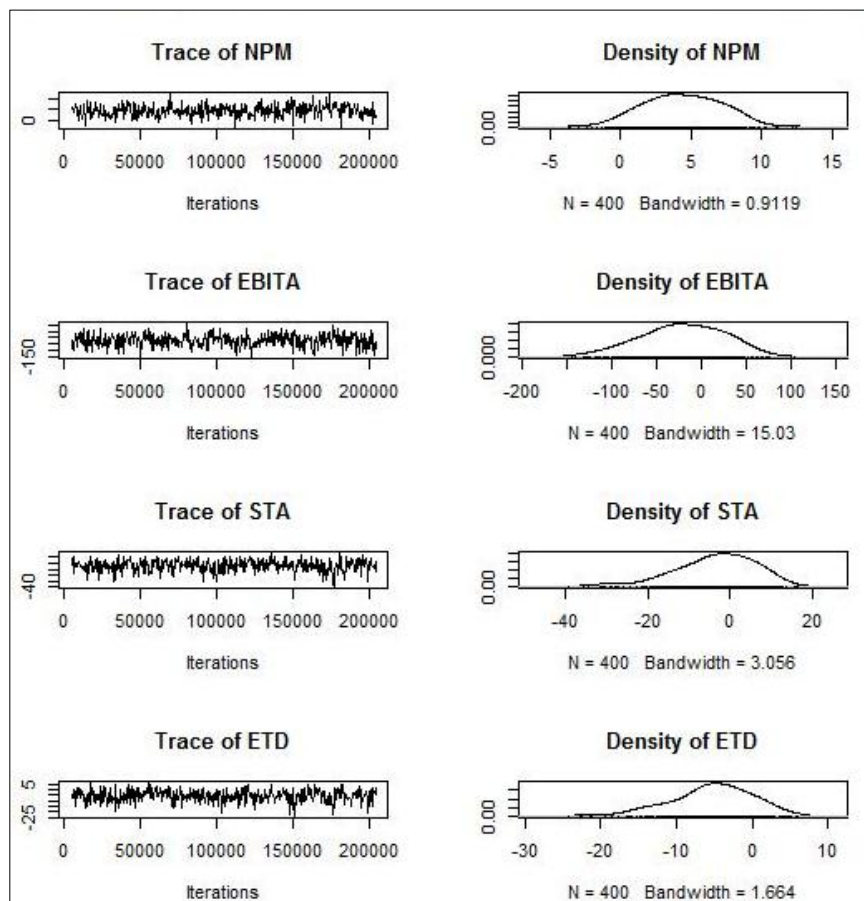
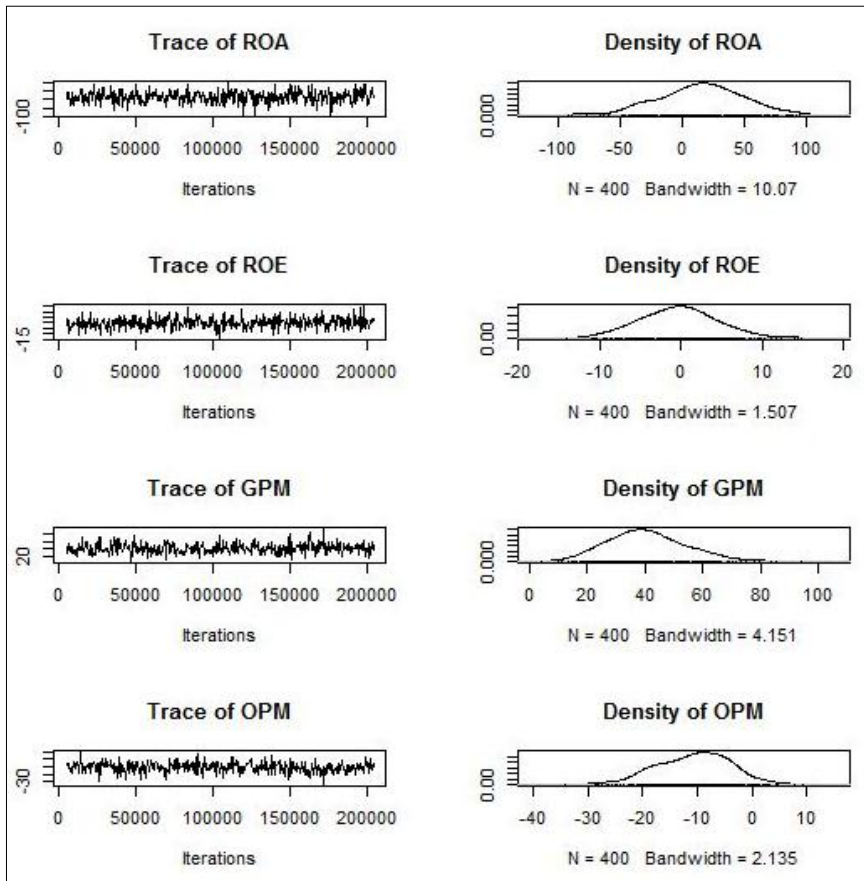
delta_ti =cbind(t(delta.c)[,1])
indikator = beda_prog.c*beda_time.c
```

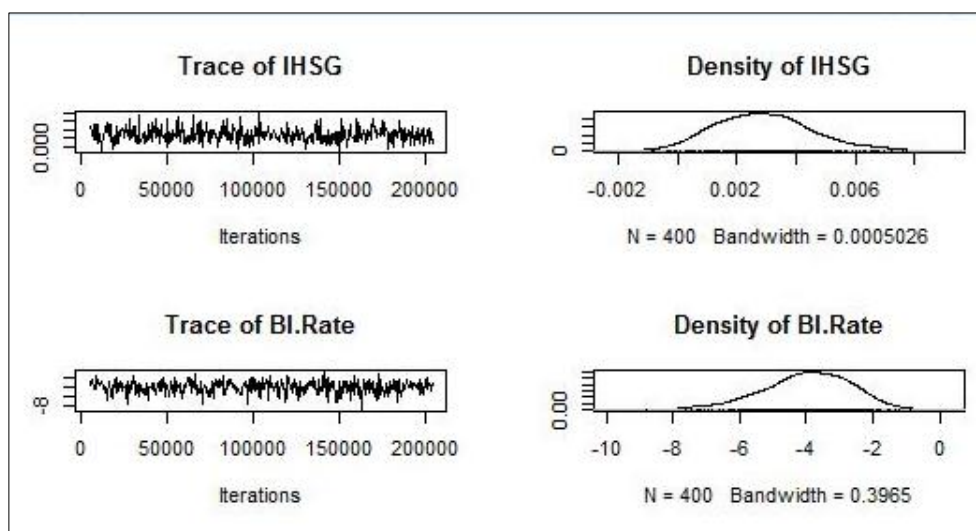
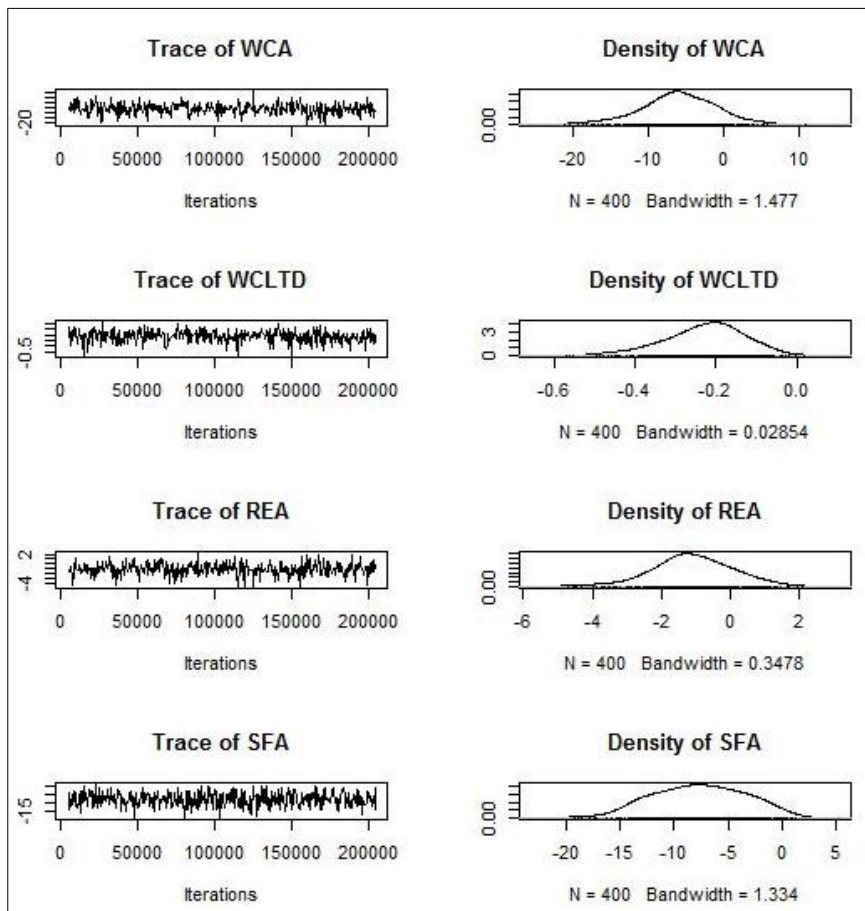
Lampiran 11. Syntag R. Menghitung Nilai C-index (Lanjutan)

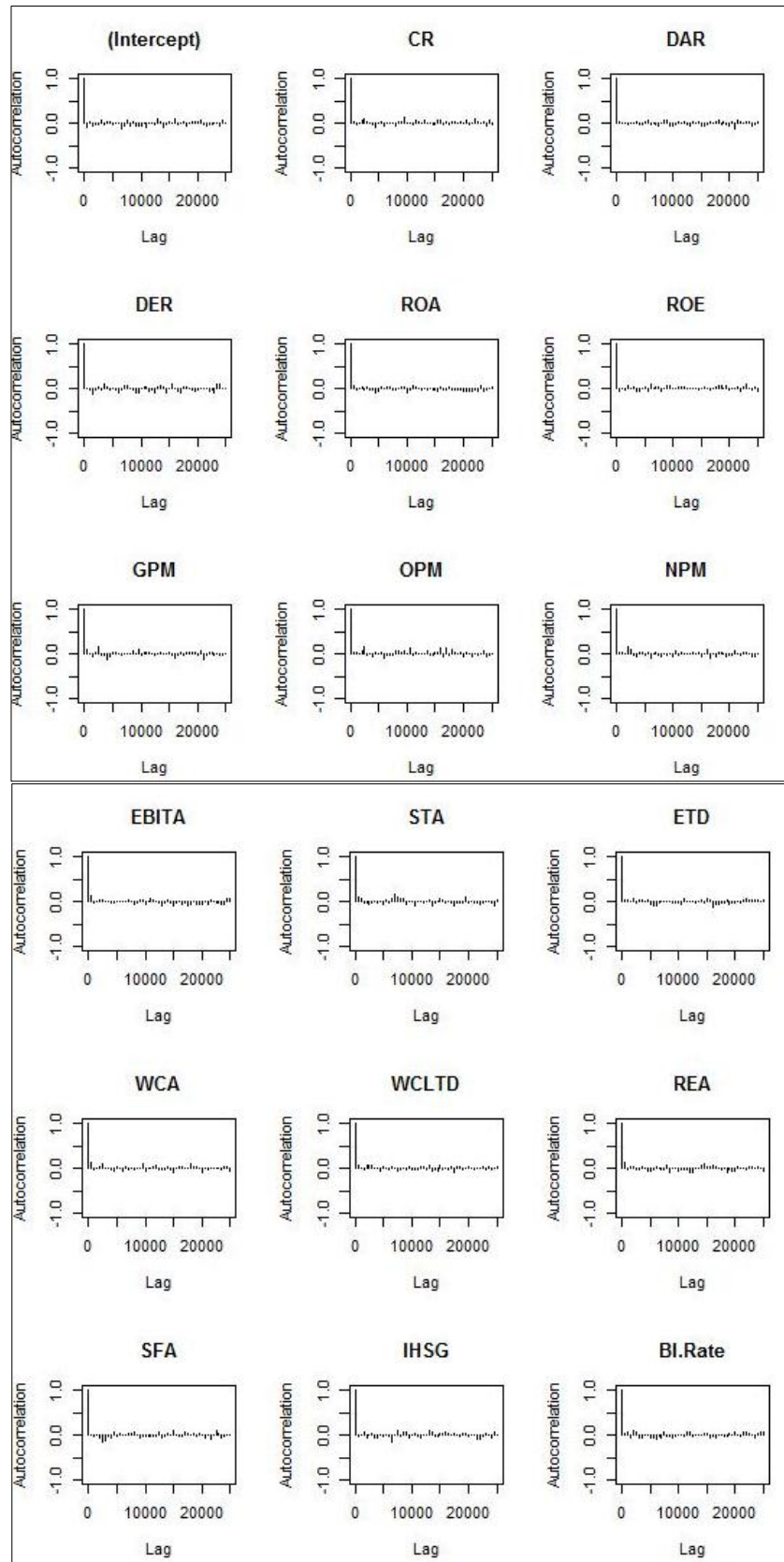
```
for (i in 1:length(indikator))
{
  if (indikator[i]>0) {indikator[i]=1} else {indikator[i]=0}
}
comp = matrix (0, nrow=length(indikator), ncol=1)
for (i in 1:length(indikator))
{
  if (beda_time.c[i]>0 & delta_ti[i]==1)
  {comp[i]=1}
  else
  {comp[i]=0}
}
c.index = t(indikator)%*%comp/sum(comp)*100
c.index
```

Lampiran 12. Trace Plot, Density Plot dan ACF Plot Pada Data Pengamatan Tahun 1990-2015 untuk Improper Unifom Prior

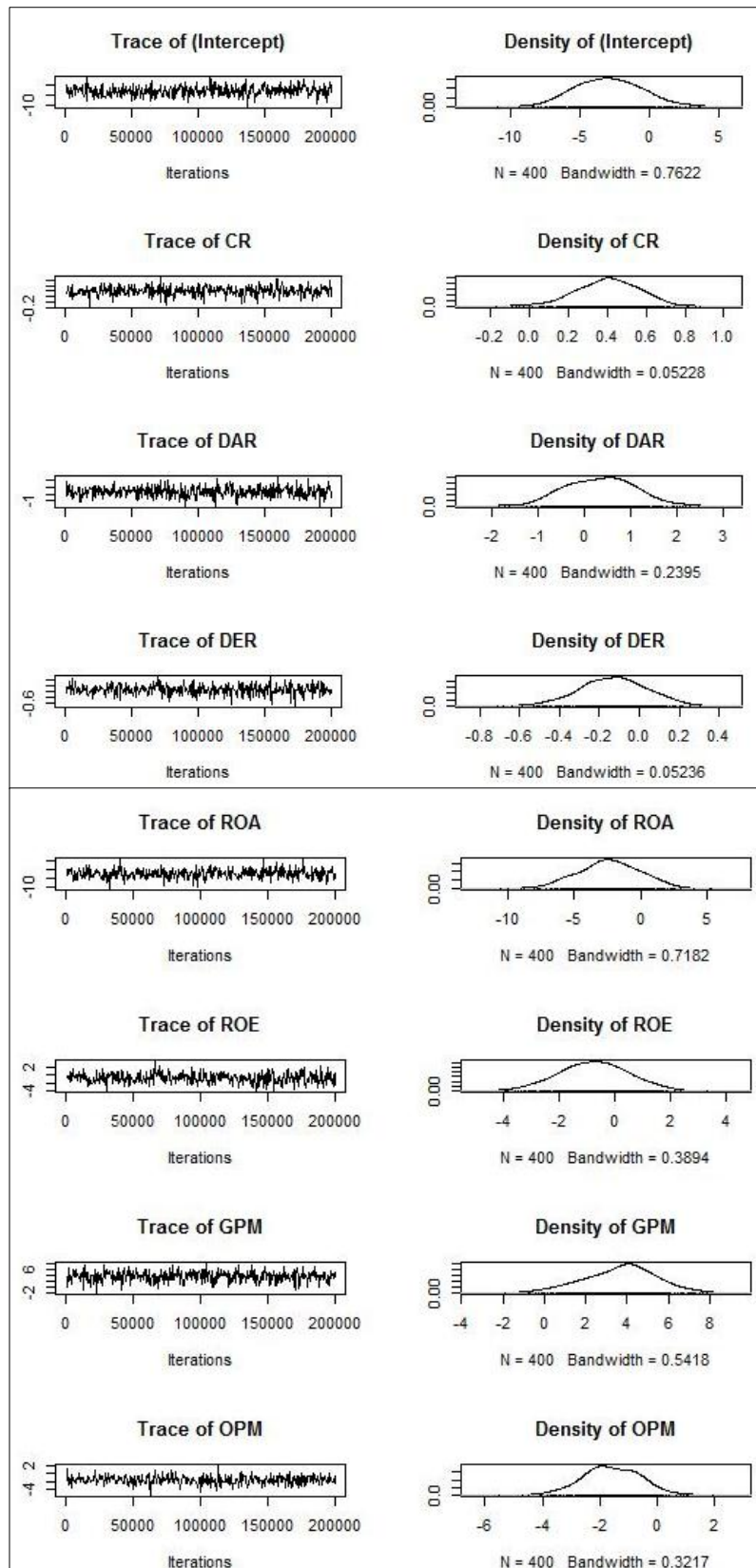


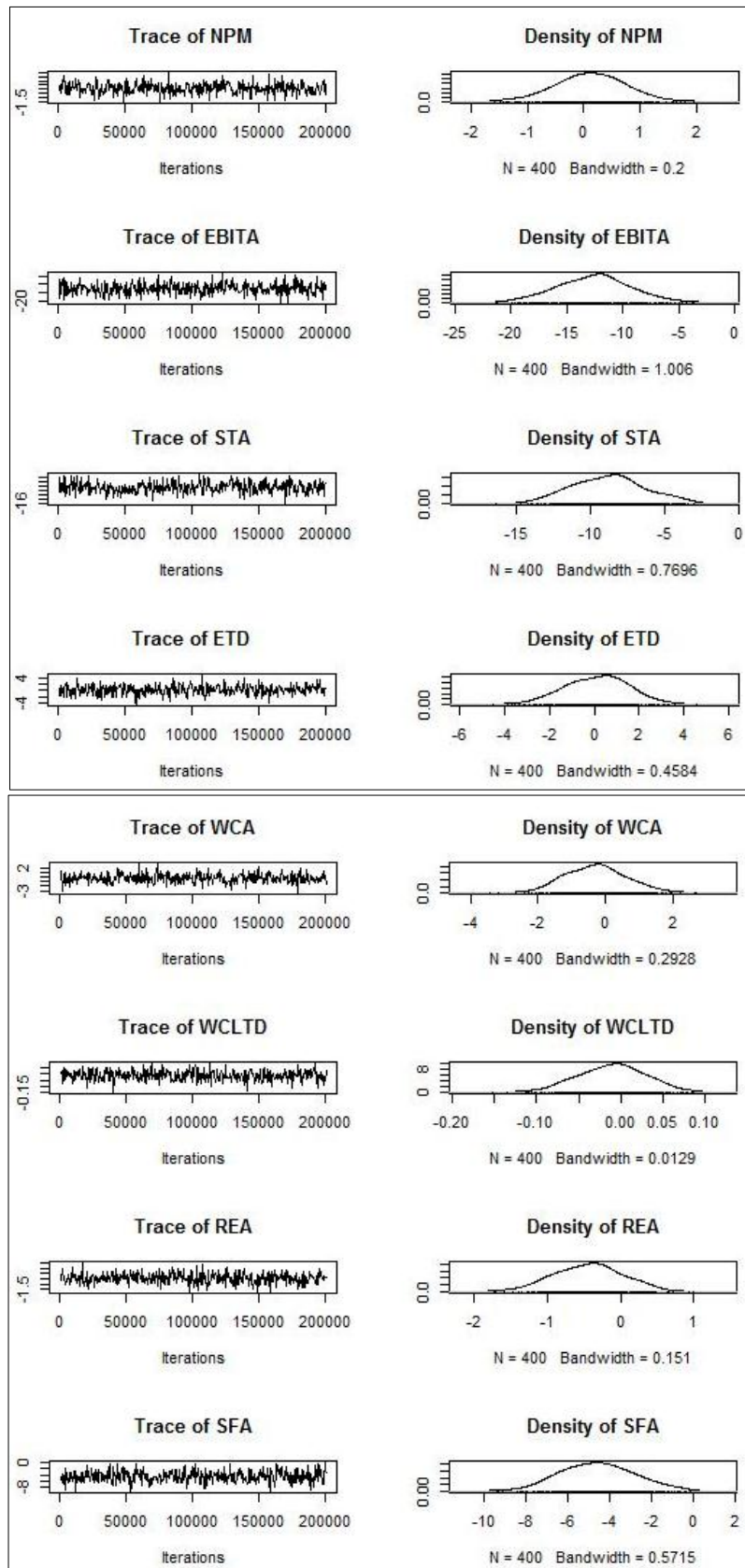


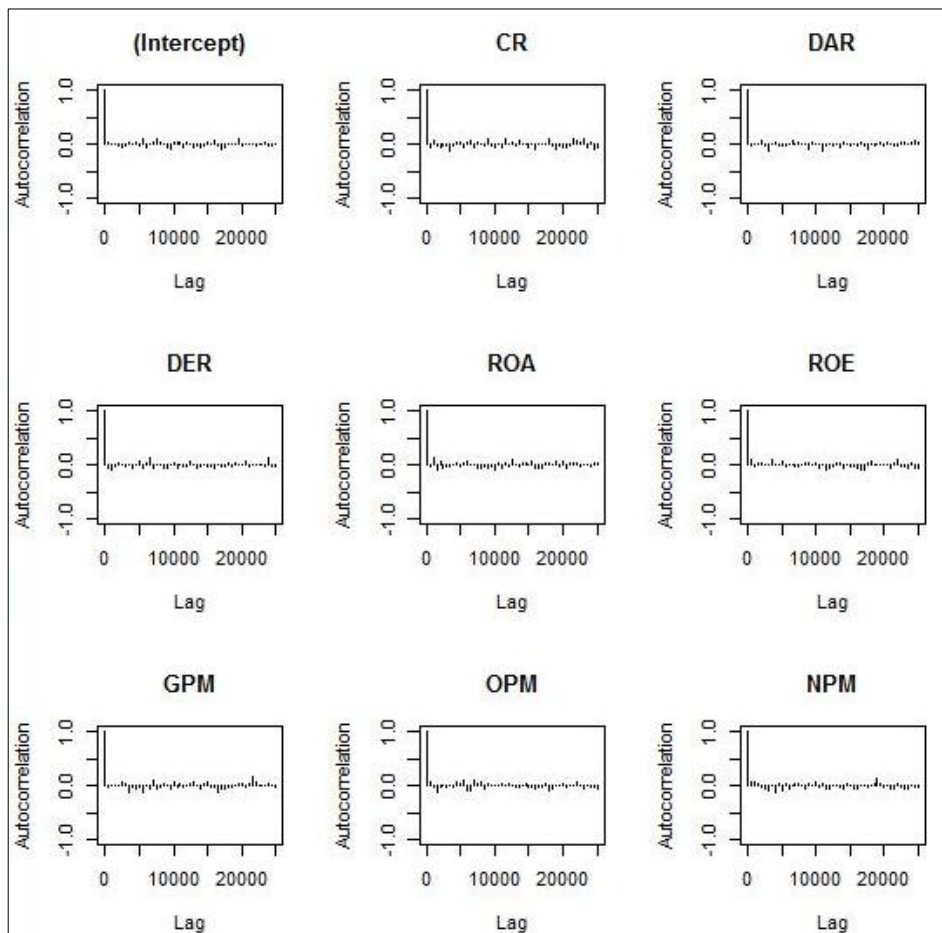
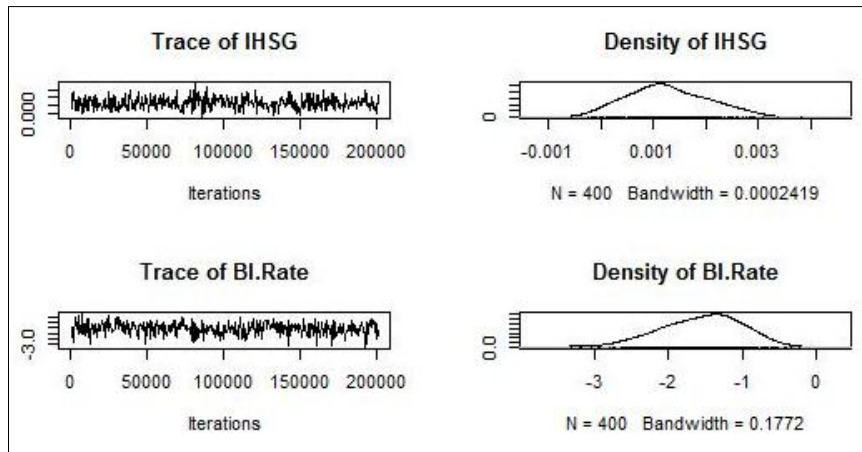


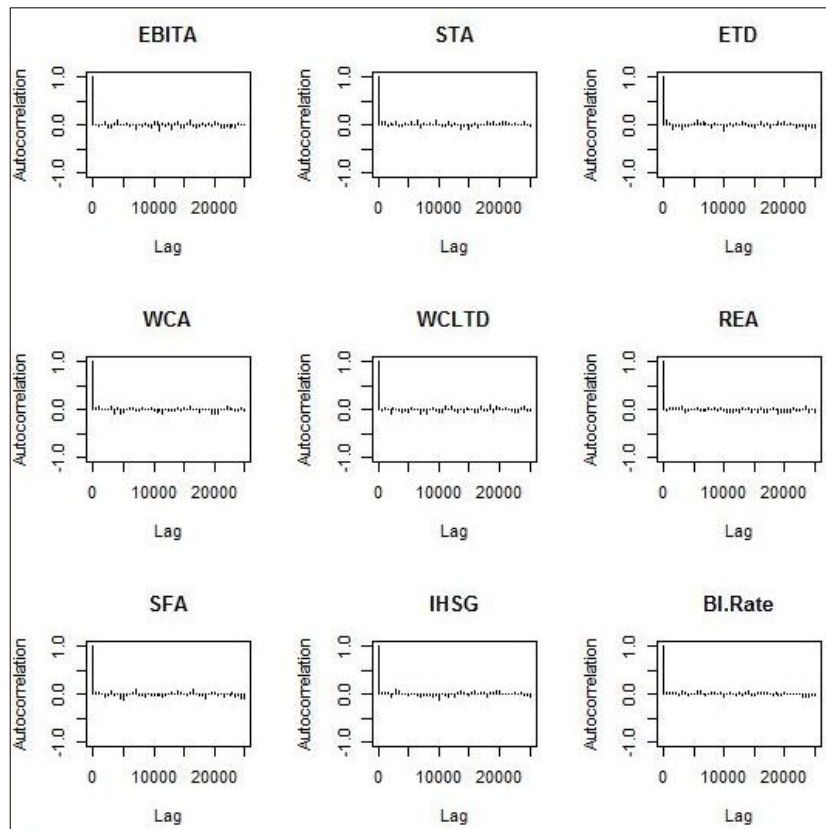


Lampiran 13. Trace Plot, Density Plot dan ACF Plot Pada Data Pengamatan Tahun 1990-2015 untuk Multivariate Normal

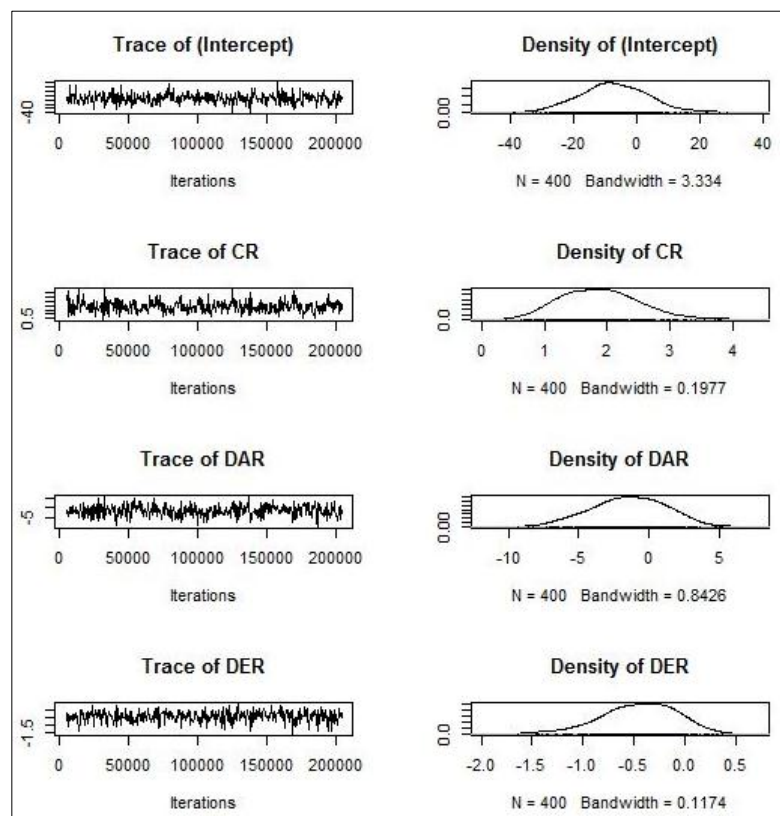


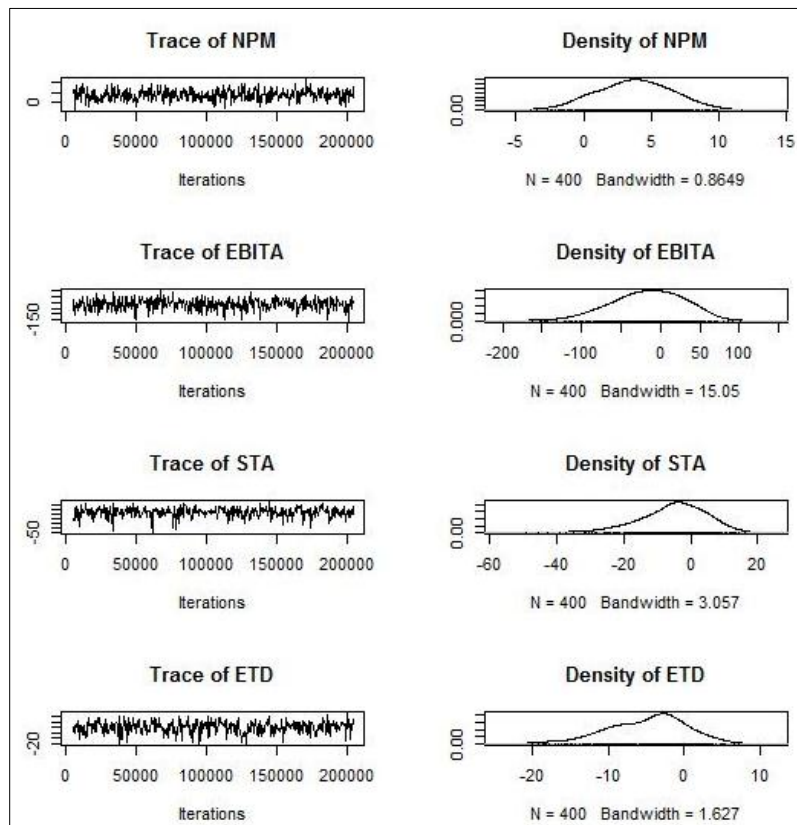
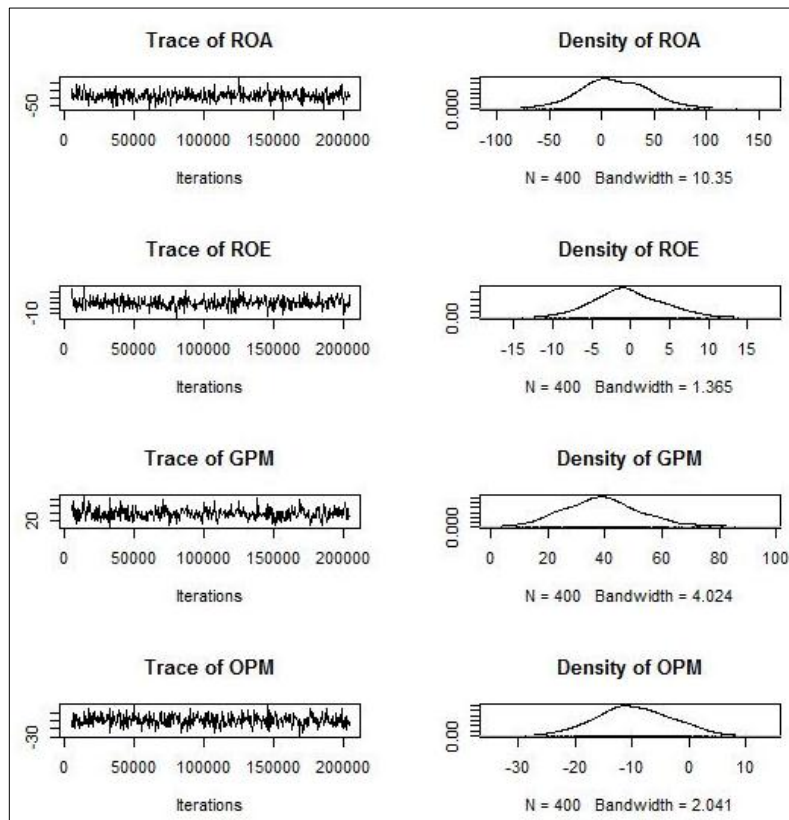


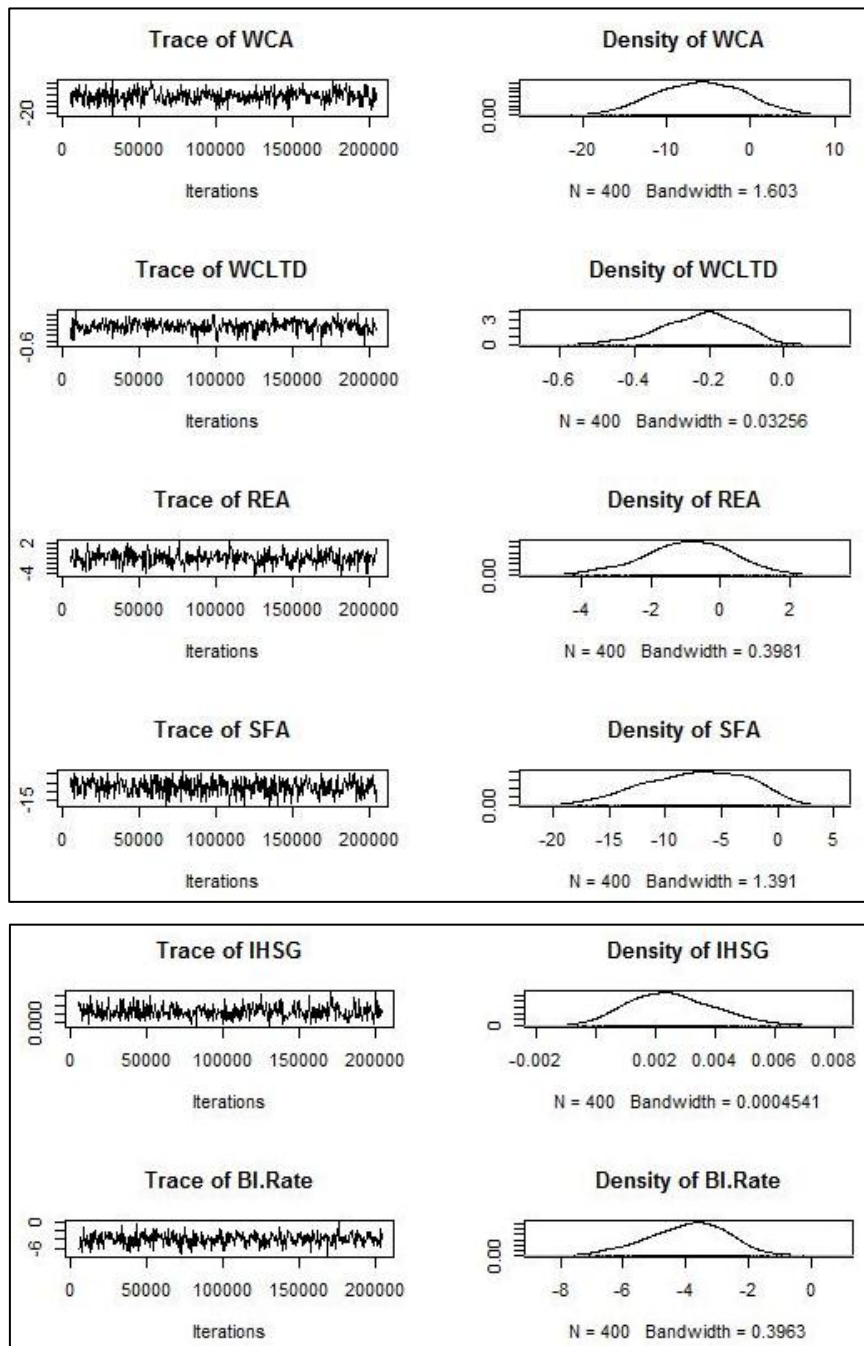


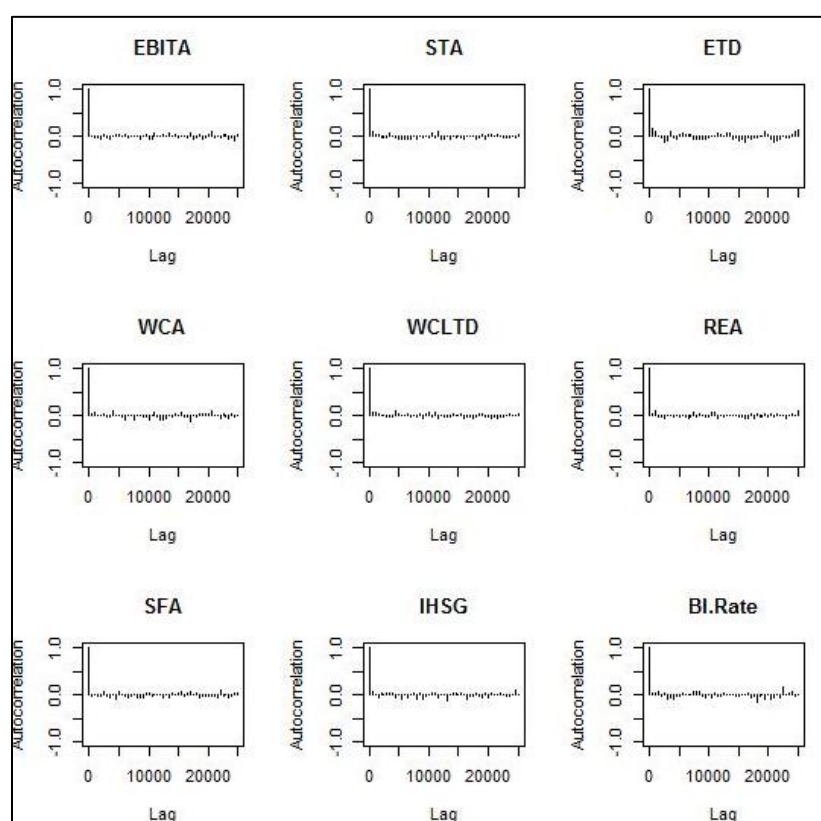
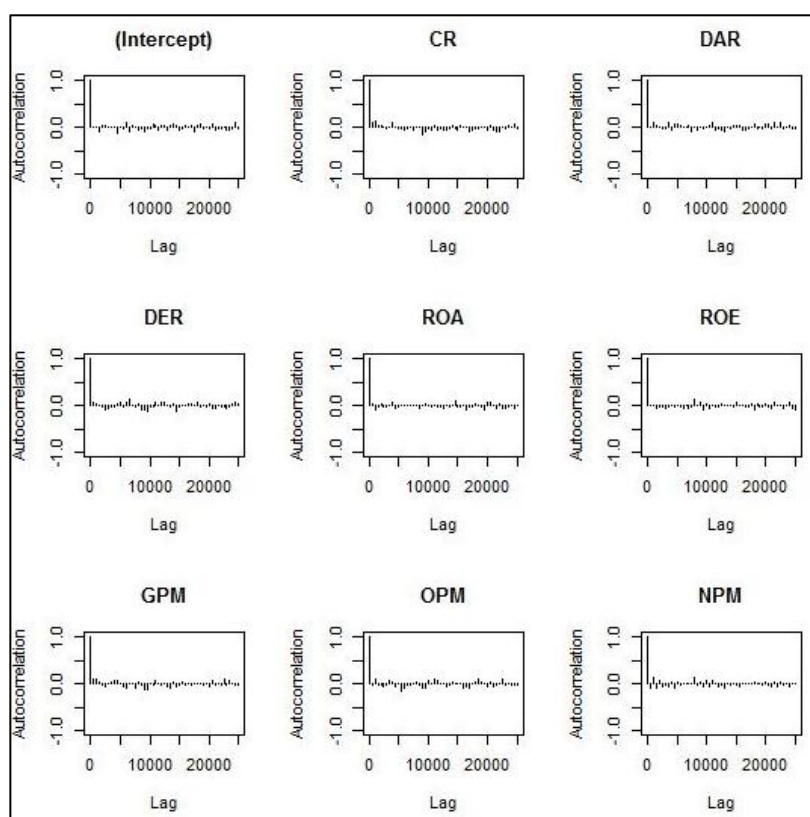


Lampiran 14. Trace Plot, Density Plot dan ACF Plot Pada Data Pengamatan Tahun 1990-2015 untuk Cauchy Prior









Lampiran 15 Nilai Peluang *Hazard*, *Survial* dan *Delisted* Setiap Perusahaan

No.	Emiten	Probability		
		Hazard	Survial	Delisted
1	ULTJ	3.942758E-01	0.6741681	3.258319E-01
2	UNIT	3.924009E-01	0.6754333	3.245667E-01
3	IIKP	2.137475E-01	0.8075523	1.924477E-01
4	AKKU	2.127101E-01	0.8083904	1.916096E-01
5	PWSI	1.891475E-01	0.8276644	1.723356E-01
6	KBRI	1.238594E-01	0.8835041	1.164959E-01
7	DAVO	7.251792E-02	0.9300491	6.995090E-02
8	SIMA	6.926762E-02	0.9330769	6.692310E-02
9	TRIS	2.594661E-02	0.9743871	2.561290E-02
10	INRU	1.505132E-02	0.9850614	1.493860E-02
11	DPNS	1.183618E-02	0.9882336	1.176640E-02
12	INCI	7.386283E-03	0.9926409	7.359100E-03
13	SIMM	5.725089E-03	0.9942913	5.708700E-03
14	INDR	5.051620E-03	0.9949611	5.038900E-03
15	IKAI	5.019167E-03	0.9949934	5.006600E-03
16	SIAP	4.605927E-03	0.9954047	4.595300E-03
17	ADMG	4.212902E-03	0.9957960	4.204000E-03
18	INKP	3.777083E-03	0.9962300	3.770000E-03
19	ESTI	2.080020E-03	0.9979221	2.077900E-03
20	TKIM	2.062294E-03	0.9979398	2.060200E-03
21	MLIA	1.894706E-03	0.9981071	1.892900E-03
22	ETWA	1.821703E-03	0.9981800	1.820000E-03
23	SPMA	1.701948E-03	0.9982995	1.700500E-03
24	RICY	1.208635E-03	0.9987921	1.207900E-03
25	TFCO	6.818579E-04	0.9993184	6.816000E-04
26	MYOR	6.421752E-04	0.9993580	6.420000E-04
27	SRIL	6.134196E-04	0.9993868	6.132000E-04
28	AMFG	5.417767E-04	0.9994584	5.416000E-04
29	DLTA	5.180871E-04	0.9994820	5.180000E-04
30	STAR	4.862659E-04	0.9995139	4.861000E-04
31	IPOL	4.718129E-04	0.9995283	4.717000E-04
32	ERTX	4.283715E-04	0.9995717	4.283000E-04
33	APLI	4.075177E-04	0.9995926	4.074000E-04

Lampiran 15 Nilai Peluang *Hazard*, *Survial* dan *Delisted* Setiap Perusahaan
(Lanjutan)

No.	Emiten	Probability		
		Hazard	Survial	Delisted
34	TALF	3.704057E-04	0.9996297	3.703000E-04
35	FASW	3.519447E-04	0.9996481	3.519000E-04
36	AKPI	2.632195E-04	0.9997368	2.632000E-04
37	BRPT	2.352771E-04	0.9997648	2.352000E-04
38	MBAI	1.983910E-04	0.9998016	1.984000E-04
39	BIMA	1.956723E-04	0.9998043	1.957000E-04
40	BUDI	1.822458E-04	0.9998178	1.822000E-04
41	HDTX	1.506362E-04	0.9998494	1.506000E-04
42	STTP	1.430125E-04	0.9998570	1.430000E-04
43	ARGO	1.363860E-04	0.9998636	1.364000E-04
44	BRNA	1.182471E-04	0.9998818	1.182000E-04
45	PBRX	1.157229E-04	0.9998843	1.157000E-04
46	SIPD	1.072365E-04	0.9998928	1.072000E-04
47	UNTX	7.230482E-05	0.9999277	7.230000E-05
48	ARNA	6.282840E-05	0.9999372	6.280000E-05
49	ALTO	5.157319E-05	0.9999484	5.160000E-05
50	AISA	5.011737E-05	0.9999499	5.010000E-05
51	SKLT	4.817697E-05	0.9999518	4.820000E-05
52	SKBM	4.759532E-05	0.9999524	4.760000E-05
53	MYTX	4.569646E-05	0.9999543	4.570000E-05
54	CEKA	4.522583E-05	0.9999548	4.520000E-05
55	MAIN	4.159821E-05	0.9999584	4.160000E-05
56	TRST	3.885415E-05	0.9999611	3.890000E-05
57	DAJK	3.735596E-05	0.9999626	3.740000E-05
58	TOTO	3.296094E-05	0.9999670	3.300000E-05
59	SRSN	3.248197E-05	0.9999675	3.250000E-05
60	TPIA	3.030209E-05	0.9999697	3.030000E-05
61	POLY	2.207863E-05	0.9999779	2.210000E-05
62	BATA	2.095096E-05	0.9999790	2.100000E-05
63	SOBI	1.959836E-05	0.9999804	1.960000E-05
64	CNTX	1.945086E-05	0.9999805	1.950000E-05
65	INDF	1.862885E-05	0.9999814	1.860000E-05
66	ICBP	1.587311E-05	0.9999841	1.590000E-05

Lampiran 15 Nilai Peluang *Hazard*, *Survial* dan *Delisted* Setiap Perusahaan (Lanjutan)

No.	Emiten	Probability		
		Hazard	Survial	Delisted
67	EKAD	1.310802E-05	0.9999869	1.310000E-05
68	YPAS	1.002161E-05	0.9999900	1.000000E-05
69	SSTM	9.328323E-06	0.9999907	9.300000E-06
70	MLBI	9.051487E-06	0.9999909	9.100000E-06
71	JPFA	5.446988E-06	0.9999946	5.400000E-06
72	CPIN	5.165315E-06	0.9999948	5.200000E-06
73	FPNI	4.741243E-06	0.9999953	4.700000E-06
74	ROTI	2.998920E-06	0.9999970	3.000000E-06
75	UNIC	1.602842E-06	0.9999984	1.600000E-06
76	PSDN	2.278311E-07	0.9999998	2.000000E-07
77	IGAR	3.495127E-09	1.0000000	0.000000E+00

BIOGRAFI PENELITI



Titis Miranti, lahir di Jombang Jawa Timur pada 30 Januari 1992. Putri kedua dari Bapak Mirso dan Ibu Siyem. Peneliti menempuh studi dengan jenjang sebagai berikut : SD Negeri 1 PandanBlole dan tahun 2004 masuk SMP Negeri 1 Ploso dan lulus pada tahun 2007. Pada tahun yang sama masuk SMA Negeri 1 Jombang. Kemudian pada tahun 2010 melanjutkan studinya pada Jurusan Matematika FMIPA Universitas Jember, dan memperoleh gelar sarjana sains (S.Si) tahun 2014 pada Jurusan Matematika FMIPA Universitas Jember. Peneliti mendaftar program magister pada Jurusan Statistika FMIPA ITS Surabaya pada tahun ajaran genap 2015 dan diterima pada Pebruari 2016. Segala saran dan kritik yang konstruktif sangat diharapkan untuk perbaikan yang dapat dikirim melalui email mirantititis@gmail.com